

光照变化下基于逆向稀疏表示的视觉跟踪方法

王洪雁* 邱贺磊 郑佳 裴炳南

(大连大学信息工程学院 大连 116622)

摘要: 针对光照变化引起目标跟踪性能显著下降的问题, 该文提出一种联合优化光照补偿和多任务逆向稀疏表示的视觉跟踪方法。首先基于模板与候选目标的平均亮度差异对模板实施光照补偿, 并利用候选目标逆向稀疏表示光照补偿后的模板。而后将所得多个关于单模板的优化问题转化为一个关于多模板的多任务优化问题, 并利用交替迭代方法求解此多任务优化问题以获得最优光照补偿系数矩阵以及稀疏编码矩阵。最后利用所得稀疏编码矩阵快速剔除无关候选目标, 并采用局部结构化评估方法实现目标精确跟踪。仿真结果表明, 与现有主流算法相比, 剧烈光照变化情况下, 所提方法可显著改善目标跟踪精度及稳健性。

关键词: 视觉跟踪; 光照补偿; 稀疏表示; 粒子滤波

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2019)03-0632-08

DOI: 10.11999/JEIT180442

Visual Tracking Method Based on Reverse Sparse Representation under Illumination Variation

WANG Hongyan QIU Helei ZHENG Jia PEI Bingnan

(College of Information Engineering, Dalian University, Dalian 116622, China)

Abstract: Focusing on the issue of heavy decrease of object tracking performance induced by illumination variation, a visual tracking method via jointly optimizing the illumination compensation and multi-task reverse sparse representation is proposed. The template illumination is firstly compensated by the developed algorithm, which is based on the average brightness difference between templates and candidates. In what follows, the candidate set is exploited to sparsely represent the templates after illumination compensation. Subsequently, the obtained multiple optimization issues associated with single template can be recast as a multi-task optimization one related to multiple templates, which can be solved by the alternative iteration approach to acquire the optimal illumination compensation coefficient and the sparse coding matrix. Finally, the obtained sparse coding matrix can be exploited to quickly eliminate the unrelated candidates, afterwards the local structured evaluation method is employed to achieve the accurate object tracking. As compared to the existing state-of-the-art algorithms, simulation results show that the proposed algorithm can improve the accuracy and robustness of the object tracking significantly in the presence of heavy illumination variation.

Key words: Visual tracking; Illumination compensation; Sparse representation; Particle filter

1 引言

目标跟踪是计算机视觉领域的研究热点之一, 在行为分析、活动识别、视频监控和人机交互等领域有着广泛应用^[1-3]。随着视觉目标跟踪算法研究的不断深入, 其已取得显著进展^[4,5]。然而, 在光

照变化、部分遮挡、姿态变化、运动模糊、快速运动及背景杂波等复杂场景下, 视觉跟踪仍是一项具有挑战性的任务^[5-7]。

实际场景中, 光照变化通常不可避免, 若不考虑视频序列中光照变化的影响, 视觉跟踪算法效果会显著降低^[8]。文献^[9]设计一种自动修正方案, 可在未知光照强度下变换图像, 使其与已知光照模型相匹配。然而, 需要注意的是, 已知光照模型不能准确反映目标真实光照状态, 若光照变化超出表示范围, 跟踪可能会失败。文献^[10]在颜色-空间域运用核密度估计建立模糊颜色直方图模型, 并采用2阶优化方法得到模型参数, 从而将光照强度差异

收稿日期: 2018-05-10; 改回日期: 2018-11-08; 网络出版: 2018-11-19

*通信作者: 王洪雁 gglongs@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61301258, 61271379), 中国博士后科学基金(2016M590218)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61301258, 61271379), China Postdoctoral Science Foundation (2016M590218)

最小化以降低光照影响。但是，该模型无法提升前景与背景的可分性，从而难以实现复杂背景下对目标的准确跟踪。文献[11]提出一种动态多特征外观模型，该模型基于颜色、纹理及边缘等特征描述目标外观，其可处理中等程度光照变化对目标跟踪的影响，然而上述特征在剧烈光照变化下不尽相同，使得该模型难以应对剧烈光照变化的情况。

基于稀疏表示方法在视觉跟踪领域的潜在优势，文献[12]使用稀疏表示对目标建立外观模型，并采用加速近端梯度(Accelerated Proximal Gradient, APG)算法求解稀疏表示优化问题以降低算法计算复杂度。不过所提整体稀疏表示模型对局部噪声及遮挡等的描述能力较差。基于此，文献[13]提出一种局部结构化稀疏表示模型，且采用一种遮挡感知的目标更新方案以改善算法对局部噪声及遮挡的鲁棒性。然而，值得注意的是，上述稀疏跟踪器均需对每个粒子逐次求解优化问题，从而使得跟踪系统计算复杂度较高，实时性较差。考虑目标跟踪系统的实际工程应用，文献[14]构建多任务逆向稀疏表示模型，并通过求解多任务优化问题获得所有粒子权重从而提升系统实时性，然而该模型在光照变化下跟踪性能较弱。

针对光照变化场景下目标跟踪性能显著下降的问题，本文提出一种光照补偿和多任务逆向稀疏表示联合优化模型。所提模型首先基于模板与候选目标的平均亮度差异获得光照补偿系数矩阵，而后计算其与模板之Hadamard积以获得光照补偿后模板，同时利用候选目标构建字典以逆向稀疏表示该模板，从而获得多个关于单模板的光照补偿及逆向稀疏表示联合优化问题。为避免逐次求解单模板稀疏学习问题以降低算法计算复杂度，本文将所得多个关于单模板的优化问题转化为一个关于多模板的多任务优化问题，并采用交替迭代求解所得优化问题以获得最优光照补偿系数矩阵以及稀疏编码矩阵。利用所得稀疏编码矩阵，本文提出一种基于多任务逆向稀疏表示目标跟踪算法。首先，该算法利用所得最优稀疏编码矩阵快速剔除大量无关候选目标以减小粒子规模。而后采用局部结构化重构误差进一步评估剩余少量候选目标以实现目标精确跟踪。

2 光照补偿与多任务逆向稀疏表示联合优化模型

本小节介绍所提联合优化模型，首先给出光照补偿方案，而后建立光照补偿多任务逆向稀疏表示联合优化模型，最后采用交替迭代方法求解所提联合优化问题。

2.1 光照补偿

假设模板数量远小于候选目标，若将候选目标作为字典集，模板作为表示对象，则可显著降低稀疏编码计算量。基于此，所提算法不直接针对候选目标光照补偿，而是根据候选目标光照变化对模板实施光照补偿。此外，相比于整个模板，局部块尺寸较小，块内像素亮度随时间变化趋势及幅度皆相似，因此，图像局部光照变化时，相比于直接计算整幅图像平均亮度值以补偿模板，采用分块补偿方法可显著改善光照变化估计精度。基于此观察，本文利用候选目标局部块平均亮度值补偿模板对应局部块。然而，需要注意的是，由于候选目标与模板数量不一致，导致其两者无法一一对应。针对此问题，可采用辅助矩阵 $\mathbf{S}$ ，使其满足式(1)

$$\mathbf{S} = \mathbf{Y}\hat{\mathbf{C}} \quad (1)$$

其中， $\mathbf{S} = [\mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \dots, \mathbf{s}_n] \in \mathbb{R}^{d \times n}$ ， $\mathbf{Y}$ 为候选目标集构成的矩阵， $\hat{\mathbf{C}}$ 为对应的已知稀疏系数向量。基于此表示，可利用辅助矩阵 $\mathbf{S}$ 替代候选目标 $\mathbf{Y}$ ，从而使得 $\mathbf{S}$ 与模板逐一对应。

基于辅助变量 $\mathbf{s}_i$ 与模板平均亮度差异，可利用平均亮度差值或比值对模板光照补偿。然而，当模板某些像素值小于平均亮度差异值时，则会导致采用平均亮度差值的模板对应像素值小于0。针对此问题，所提算法利用平均亮度的比值对模板光照补偿。此外，为降低算法计算复杂度，所提方法采用灰度特征描述样本，从而可得第 i 个辅助变量 $\mathbf{s}_i$ 与模板 $\mathbf{t}_i$ 中第 j 个对应局部块平均亮度比值，即

$$k_{ij} = \bar{s}_{ij} / \bar{t}_{ij} \quad (2)$$

其中， $\bar{s}_{ij}$ 为第 i 个辅助变量 $\mathbf{s}_i$ 中第 j 个局部块平均亮度值， $\bar{t}_{ij}$ 为第 i 个模板 $\mathbf{t}_i$ 中第 j 个局部块平均亮度值。

2.2 光照补偿与多任务逆向稀疏联合优化模型

与利用模板表示候选目标^[12,13,15-17]相反，所提算法利用候选目标集 $\mathbf{Y}$ 线性表示模板 $\mathbf{t}$ ，即

$$\min_{\mathbf{c}} \|\mathbf{t} - \mathbf{Y}\mathbf{c}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{c}\|_1 \quad (3)$$

其中， $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_n] \in \mathbb{R}^{d \times m}$ 为矢量化候选目标矩阵， d 为矢量化模板维数， m 为候选目标数量， $\mathbf{c}$ 为稀疏系数向量， λ 为稀疏惩罚参数， $\|\cdot\|_2$ 为向量 ℓ_2 范数， $\|\cdot\|_1$ 为向量 ℓ_1 范数， $\mathbf{t}$ 为矢量化模板，其矢量化方法如图1所示，即将模板不重叠分块，并对每个分块按从左到右顺序矢量化。

由图1可知，第 i 个光照补偿系数向量 $\mathbf{k}_i$ 可表示为

$$\mathbf{k}_i = \overbrace{[k_{i1}, k_{i1}, \dots, k_{i1}, \dots]}^{r^2}, \overbrace{[k_{ij}, k_{ij}, \dots, k_{ij}, \dots]}^{r^2}, \dots, \underbrace{[k_{iL}, k_{iL}, \dots, k_{iL}]}_{r^2}^T \quad (4)$$

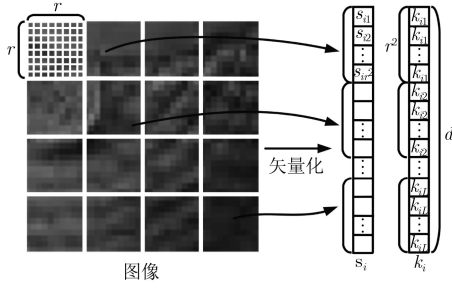


图1 用于光照补偿的图像矢量化

其中, r^2 为每个分块的像素个数, $k_{ij}(i=1,2,\dots,n; j=1,2,\dots,L)$, n 为模板数量, L 为模板内分块数量。

基于上述分析, 已知光照补偿系数向量 $\mathbf{k}_i$, 可对相应模板 $\mathbf{t}_i$ 实施光照补偿, 即计算光照补偿系数向量 $\mathbf{k}_i$ 与模板 $\mathbf{t}_i$ 的Hadamard积以得到光照补偿后模板。基于式(3), 式(4), 光照补偿与逆向稀疏表示联合优化模型可构建为

$$\min_{\mathbf{k}_i, \mathbf{c}_i} \|\mathbf{k}_i \odot \mathbf{t}_i - \mathbf{Y} \mathbf{c}_i\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{c}_i\|_1, \quad i=1,2,\dots,n \quad (5)$$

其中, $\odot$ 为Hadamard积, $\mathbf{t}_i$ 和 $\mathbf{c}_i$ 分别为第 i 个模板的光照补偿系数向量及稀疏系数向量。

由式(5)可知, 若要获得所有模板的稀疏系数及光照补偿系数, 需逐一求解 n 个优化问题, 从而显著增加算法计算复杂度。针对此问题, 所提算法采用多任务稀疏学习方法^[17]同时对所有模板进行光照补偿和稀疏表示以避免逐次求解单一模板稀疏学习问题以降低算法计算复杂度, 进而改善算法实时性。

为构造光照补偿与多任务逆向稀疏表示联合优化模型, 需将光照补偿系数向量 $\mathbf{k}_i$ 和模板 $\mathbf{t}_i$ 推广至矩阵形式。基于式(4), 利用光照补偿系数向量 $\mathbf{k}_i$ 构造光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$, 可得

$$\mathbf{K} = [\mathbf{k}_1, \mathbf{k}_2, \dots, \mathbf{k}_n] \quad (6)$$

相应地, 模板矩阵可表示为 $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \dots, \mathbf{t}_n] \in \mathbb{R}^{d \times n}$ 。

由上述可知, 已知光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$, 可对模板矩阵 $\mathbf{T}$ 实施光照补偿, 即计算光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 与模板 $\mathbf{T}$ 的Hadamard积以获得光照补偿后模板。此外, 考虑到粒子均在上一帧目标位置附近选取, 因此各粒子间具有相关性。若忽略粒子间相关性, 则使得跟踪算法在目标外观变化时产生漂移。鉴于此, 所提算法基于粒子间相关性, 利用稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 中每列均稀疏且相似的性质, 通过惩罚项 $\|\mathbf{C}\|_{2,1}$ 约束稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$, 其中 $\|\mathbf{C}\|_{2,1} = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{c}_i\|_2$ ^[17]。

综上所述, 光照补偿与多任务逆向稀疏表示联合优化模型可表示为

$$\min_{\mathbf{K}, \mathbf{C}} \|\mathbf{K} \odot \mathbf{T} - \mathbf{Y} \mathbf{C}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{C}\|_{2,1} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_n]$ 为稀疏编码矩阵, $\|\cdot\|_F$ 为Frobenius范数算子。

由式(7)可知, 此为关于光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 和稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 的复杂非线性联合优化问题, 因而无法直接获得其最优解。

2.3 联合模型优化方法

上述联合优化问题包含两个变量, 则本文将该优化问题分解为两个子问题, 并采用交替最小化方法迭代优化两个变量。在此之前, 需初始化稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$, 初始化方法如式(8)所示^[18]

$$\mathbf{C} = \arg \min_{\mathbf{C}} \|\mathbf{T} - \mathbf{Y} \mathbf{C}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{C}\|_{2,1} \quad (8)$$

式(8)为多任务稀疏学习问题, 可通过APG算法^[17]实现高效求解。

APG算法主要思路: 通过迭代更新 $\mathbf{C}^{(k)}$ 和聚合矩阵 $\mathbf{V}^{(k)}$ 以求得稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 。每次迭代包括两个步骤: (1)保持 $\mathbf{V}^{(k)}$ 不变, 更新稀疏表示矩阵 $\mathbf{C}^{(k)}$; (2)通过 $\mathbf{C}^{(k+1)}$ 和 $\mathbf{C}^{(k)}$ 线性组合, 更新聚合矩阵 $\mathbf{V}^{(k)}$ 。基于此, 可预先给出当前估计 $\mathbf{V}^{(k)}$ 和时间参数 $\mathbf{H}$, 时间参数 $\mathbf{H}$ 可表示为

$$\mathbf{H} = \mathbf{V}^{(k)} - 2\beta \mathbf{Y}^T (\mathbf{Y} \mathbf{V}^{(k)} - \mathbf{T}) \quad (9)$$

其中, β 为梯度下降步长。基于式(9), 通过计算式(10)得到 $\mathbf{C}^{(k+1)}$

$$\mathbf{C}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{H}\|_F^2 + \tilde{\lambda} \|\mathbf{X}\|_{2,1} \quad (10)$$

其中, $\tilde{\lambda} = \beta \lambda$ 。为更新 $\mathbf{V}^{(k+1)}$, 可线性组合 $\mathbf{C}^{(k+1)}$ 和 $\mathbf{C}^{(k)}$, 即

$$\mathbf{V}^{(k+1)} = \mathbf{C}^{(k+1)} + (\alpha_{k+1}(1 - \alpha_k)/\alpha_k) \cdot (\mathbf{C}^{(k+1)} - \mathbf{C}^{(k)}) \quad (11)$$

其中, α_k 通常设定为 $2/(k+3)$, $k \geq 1$; $k=0$ 时, $\alpha_0 = 1$; 初始化 $\mathbf{V}^{(0)}$ 和 $\mathbf{C}^{(0)}$ 为零矩阵。当目标函数下降值小于预先设定阈值 φ 时, 则APG算法满足收敛条件, 算法迭代终止。

初始化稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 后, 本文利用交替迭代优化变量 $\mathbf{K}$ 和 $\mathbf{C}$, 下面给出两个子问题的优化过程。

子问题1(优化 $\mathbf{K}$) 已知稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 条件下, 考虑求解关于光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 的优化问题, 即: 对辅助变量 $\mathbf{s}_i$ 和模板 $\mathbf{t}_i$ 按图1方式分块并矢量化, 则根据式(12)可得第 i 个模板中第 j 个分块 $\mathbf{t}_{ij}$ 的平均亮度值和第 i 个辅助变量中第 j 个分块 $\mathbf{s}_{ij}$ 的平均亮度值

$$\left. \begin{aligned} \bar{t}_{ij} &= \frac{1}{r^2} \sum_{r^2(j-1)+1}^{r^2 j} t_{ij}, \quad \bar{s}_{ij} = \frac{1}{r^2} \sum_{r^2(j-1)+1}^{r^2 j} s_{ij} \\ i &= 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, L \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

将式(12)所得 $\bar{t}_{ij}$ 和 $\bar{s}_{ij}$ 分别代入式(2)得 k_{ij} ，再将 k_{ij} 代入式(4)可得光照补偿系数向量 $\mathbf{k}_i$ ，最后将 $\mathbf{k}_i$ 代入式(6)即可得到光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 。

子问题2(优化C) 将求解子问题1所得最优光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 代入式(7)，考虑关于稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 的优化问题，即

$$\mathbf{C} = \arg \min_{\mathbf{C}} \left\| \hat{\mathbf{K}} \odot \mathbf{T} - \mathbf{Y}\mathbf{C} \right\|_{\text{F}}^2 + \lambda \|\mathbf{C}\|_{2,1} \quad (13)$$

式(13)为多任务稀疏学习问题，可通过APG算法^[17]实现高效求解。需要注意的是，利用APG算法求解式(13)优化问题时，式(9)的时间参数 $\mathbf{H}$ 应重新表示为

$$\mathbf{H} = \mathbf{V}^{(k)} - 2\beta \mathbf{Y}^T \left(\mathbf{Y} \mathbf{V}^{(k)} - \hat{\mathbf{K}} \odot \mathbf{T} \right) \quad (14)$$

综上所述，已知稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 条件下，通过式(12)可得光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ ；已知光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 条件下，则可通过APG方法求解问题式(13)得到稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ ，交替优化 $\mathbf{K}$ 和 $\mathbf{C}$ 直至满足迭代收敛条件，即相邻两次迭代光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 的误差小于设定的阈值 φ ，从而可获得最优稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 及光照补偿系数矩阵 $\mathbf{K}$ 。所提光照补偿与多任务逆向稀疏表示联合优化算法步骤如表1所示。

表1 光照补偿与多任务逆向稀疏表示联合优化算法

输入： $\mathbf{T}$, $\mathbf{Y}$, β 和 $\bar{\lambda}$

- (1) 基于式(8)设定稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 的初始值；
- (2) 由式(12)，式(2)，式(4)，式(6)获得 $\mathbf{K}$ ；
- (3) 利用APG方法求解问题式(13)以求得 $\mathbf{C}$ ；
- (4) 重复步骤(2)，步骤(3)，直至满足收敛条件。

输出： $\mathbf{K}$ 和 $\mathbf{C}$

3 基于多任务逆向稀疏表示的目标跟踪算法

基于第2节所得联合模型结果，本节提出基于多任务逆向稀疏表示的目标跟踪算法，首先介绍算法所采用的粒子滤波框架，而后利用所得最优稀疏编码矩阵筛选候选目标，并采用局部结构化评估方法建立目标观测模型，最后给出目标更新方案。

3.1 粒子滤波框架

定义观测目标集 $\mathbf{Z}_r = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_r]$ ，其中 $\mathbf{z}_r$ 为 r 时刻的目标观测向量。时刻 r 条件下目标状态向量可表示为 $\mathbf{x}_r = [r_r, c_r, s_r, \theta_r, \alpha_r, \phi_r]^T$ ，其中 $r_r, c_r, s_r, \theta_r, \alpha_r, \phi_r$ 分别为水平位移、垂直位移、水平尺度因子、旋转角度、宽高比例和扭曲角^[19]。则目标状态变量 $\mathbf{x}_r$ 可由最大后验估计获得

$$\mathbf{x}_r = \arg \max_{\mathbf{x}_r} p(\mathbf{x}_r | \mathbf{Z}_r) \quad (15)$$

其中， $p(\mathbf{x}_r | \mathbf{Z}_r)$ 为第 r 帧候选样本的后验概率，可利用贝叶斯推理框架递归推导^[20]，即

$$p(\mathbf{x}_r | \mathbf{Z}_r) \propto p(\mathbf{z}_r | \mathbf{x}_r) \int p(\mathbf{x}_r | \mathbf{x}_{r-1}) p(\mathbf{x}_{r-1} | \mathbf{Z}_{r-1}) d\mathbf{x}_{r-1} \quad (16)$$

其中， $\propto$ 为正比算子， $p(\mathbf{z}_r | \mathbf{x}_r)$ 为状态 $\mathbf{x}_r$ 下 $\mathbf{z}_r$ 的目标观测模型， $p(\mathbf{x}_r | \mathbf{x}_{r-1})$ 为相邻帧间目标运动模型，表示连续帧间目标状态相关性。假设状态变量相互独立，可采用高斯分布对相邻帧间目标运动模型建模^[19]为

$$p(\mathbf{x}_r | \mathbf{x}_{r-1}) = N(\mathbf{x}_r; \mathbf{x}_{r-1}, \Sigma) \quad (17)$$

其中， $N(\mathbf{x}_r; \mathbf{x}_{r-1}, \Sigma)$ 表示 $\mathbf{x}_r$ 服从均值和方差分别为 $\mathbf{x}_{r-1}$ 和 Σ 的高斯分布， $\Sigma = \text{diag}(\sigma_r^2, \sigma_c^2, \sigma_s^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\alpha^2, \sigma_\phi^2)$ ， $\text{diag}(\cdot)$ 为对角化算子， $\sigma_r^2, \sigma_c^2, \sigma_s^2, \sigma_\theta^2, \sigma_\alpha^2, \sigma_\phi^2$ 依次表示各仿射参数方差。

3.2 候选目标筛选

估计目标最优状态时，若对所有候选目标估计则会显著增加估计复杂度，从而不利于工程实现。针对此问题，本文提出一种快速候选目标筛选方案以有效降低算法计算复杂度。

稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 中，非零元素代表候选目标集和模板集的相似性，与模板不同的候选目标对应零系数。基于此观察，本文给出一种有效排除不相关候选目标方案，详述如下：

设 n 个模板 $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \dots, \mathbf{t}_n]$ 可由 m 个候选目标 $\mathbf{Y} = [\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_m]$ 及稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 稀疏表示，则可通过式(18)判断候选目标 $\mathbf{Y}_j$ 是否被选择并进一步评估，即

$$\max\{c_1^j, c_2^j, \dots, c_n^j\} > 0 \quad (18)$$

其中， c_i^j 表示候选目标 $\mathbf{Y}_j$ 与模板 $\mathbf{t}_i$ 的相似度，如果 $c_1^j, c_2^j, \dots, c_n^j$ 不全为0，表明候选目标 $\mathbf{Y}_j$ 与某些模板具有相似性，则选择候选目标 $\mathbf{Y}_j$ 并进行进一步评估，否则其被视为不相关候选目标，拒绝接受进一步评估。候选目标被筛选后，保留的候选目标被缩小至较小集合 $\mathbf{Y}^* = \{\mathbf{Y}_1^*, \mathbf{Y}_2^*, \dots, \mathbf{Y}_p^*\}$ ，其中 $p \ll m$ ，从而可降低算法运算量，提升实时性。

3.3 局部结构化评估

与整体评估方法相比，局部结构化评估方法^[21]在处理局部噪声、局部遮挡和目标形变时更具鲁棒性。基于此，所提算法采用局部结构化重构误差评估候选目标相似度。为此，本小节首先给出局部图像块采样的通用表示，而后描述图像局部块稀疏表示过程。

首先将光照补偿后模板集 $\mathbf{T}^*$ 中各模板分成 N 个重叠局部块, 可得 Nn 个局部块以构建字典 $\mathbf{D} = (\mathbf{d}_1^1, \mathbf{d}_2^1, \dots, \mathbf{d}_N^1, \dots, \mathbf{d}_1^i, \mathbf{d}_2^i, \dots, \mathbf{d}_N^i, \dots, \mathbf{d}_1^n, \mathbf{d}_2^n, \dots, \mathbf{d}_N^n) \in \mathbb{R}^{d \times (Nn)}$, 而后分割每个候选目标 $\mathbf{Y}_j$ 为 $\{\mathbf{y}_k | k=1, 2, \dots, N\}$, 并利用字典 $\mathbf{D}$ 对每个 $\mathbf{y}_k$ 稀疏编码, 即

$$\min_{\mathbf{a}_k} \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D}\mathbf{a}_k\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{a}_k\|_1 \quad (19)$$

其中, $\mathbf{a}_k \in \mathbb{R}^{(Nn) \times 1}$ 为 $\mathbf{y}_k$ 的稀疏系数向量。

如果候选目标 $\mathbf{Y}_j$ 接近模板, 则对应子字典 $\mathbf{D}_k = (\mathbf{d}_k^1, \mathbf{d}_k^2, \dots, \mathbf{d}_k^n) \in \mathbb{R}^{d \times n}$ 对其局部块 $\mathbf{y}_k$ 有较好表示, 对应子系数为 $\mathbf{a}_k^* = [a_k^1, a_k^2, \dots, a_k^{(n-1)N+k}] \in \mathbb{R}^{(Nn) \times 1}$, a_k^j 是 $\mathbf{a}_k$ 的第 j 个元素。由此, 对应重构误差可表示为

$$\varepsilon_k = \|\mathbf{y}_k - \mathbf{D}_k \mathbf{a}_k^*\| \quad (20)$$

由式(20)计算所有局部块重构误差 $\{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_N\}$, 则候选目标 $\mathbf{Y}_j$ 的似然模型可构造为

$$p(\mathbf{z}_r | \mathbf{x}_r) \propto \sum_{k=1}^N \exp(-\varepsilon_k) \quad (21)$$

最后, 将式(21)所得 $p(\mathbf{z}_r | \mathbf{x}_r)$ 代入式(16), 并通过式(15)得目标状态最优估计, 从而实现目标精确追踪。

3.4 模板更新

模板可采用如下方法初始化: 首先在第1帧中确定目标位置, 而后利用文献[22]所提方法得到前 n 帧跟踪结果并归一化, 最后按图1方法矢量化以组成模板集 $\mathbf{T} = [\mathbf{t}_1, \mathbf{t}_2, \dots, \mathbf{t}_n] \in \mathbb{R}^{d \times n}$ 。

需要注意的是, 模板需适度更新, 其原因如下: 若不更新模板, 则无法捕捉光照或姿态变化引起的外观变化, 若频繁更新, 则由于每次更新模板都会引入误差, 当误差累积至一定程度, 跟踪器会偏离目标从而导致漂移。针对此问题, 所提算法通过如下方式动态更新模板集: 令 $\boldsymbol{\eta} = [\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n]$ 为相似度向量, 阈值为 ρ , 每帧利用式(22)测量当前跟踪结果与第 i 个模板间的相似性 η_i , 即

$$\eta_i = \exp\left(-\left\|\hat{\mathbf{Y}}_r - \mathbf{t}_i\right\|_2^2\right) \quad (22)$$

其中, $\hat{\mathbf{Y}}_r$ 为第 r 帧跟踪结果, $\mathbf{t}_i$ 为第 i 个模板。

基于式(22), 令最大相似度值 $\Omega = \max \eta_i (i = 1, 2, \dots, m)$, 并将其与阈值 ρ 比较, 若 $\Omega > \rho$, 则该模板与新目标相似度最大, 进而用当前跟踪结果替换对应模板; 否则, 相邻帧变化较大或目标部分被遮挡, 则不更新此候选目标。此外, 鉴于首帧目标始终真实, 因此算法需始终保持首个模板不变以减轻漂移。

4 实验分析

本文通过与TLD^[23], Struck^[24], L1APG^[12], MTT^[17]等现有主流跟踪器进行对比, 验证算法的有效性。实验环境如下: 仿真软件为MATLAB R2017b, 硬件环境为: 处理器为Intel Core(TM) i7-7700, 主频为4 GHz, 内存为8 GB。测试序列在TB-100^[4]数据集中选取, 这些序列场景中普遍存在光照变化的挑战因素。其基本信息如表2所示。

表2 视频序列及其主要挑战

测试序列	挑战因素
Car4	光照变化, 尺度变化
Singer1	光照变化, 尺度变化, 遮挡等
Trellis	光照变化, 背景杂波, 尺度变化等
Car1	光照变化, 运动模糊, 尺度变化等

跟踪过程中选择10个模板, 每帧抽取600个粒子逼近目标状态, 每个样本都被规范化为 32×32 。局部结构评估时, 每一帧提取9个重叠局部块 (16×16), 并以8个像素为步长, $\bar{\lambda}$, λ_1 和步长 β 可设置为0.01, 收敛阈值 $\varphi = 5 \times 10^{-4}$, 模板更新阈值 $\rho = 0.4$, 稀疏编码矩阵 $\mathbf{C}$ 的初始值通过式(8)获得。

定性评估 图2为4种算法的部分跟踪结果对比。图2(a)中, 当环境产生较大光照变化时, 所提算法仍可稳定锁定目标, 其可归因于所提算法考虑光照变化影响并进行有效光照变化补偿。与此相反, 4种对比算法跟踪误差明显增大, 且均发生不同程度持续漂移, 其中L1APG算法已完全丢失目标。图2(b)中, 当光照变化较大时, 4种对比算法的跟踪目标框均不同程度超出目标大小, 最终均丢失目标。然而, 所提算法能够根据目标大小适应目标变化, 表明其具有较好鲁棒性。图2(c)中, TLD, L1APG及MTT算法在目标形态和光照变化影响下均跟丢目标, Struck算法虽能够锁定目标, 但跟踪目标框超出目标大小。然而, 所提算法仍可保持在整个测试序列中跟踪误差较小, 从而表明所提算法具有较好跟踪精度。图2(d)中, 在目标光照和尺度持续变化下, 4种对比算法均出现不同程度漂移, 随着时间的推移, 4种对比算法均完全丢失目标。然而, 所提算法可始终稳定跟踪目标, 故所提算法在复杂环境下仍具有较好跟踪效果。

定量评估 为定量评价所提算法性能, 可采用平均中心位置误差和跟踪重叠率衡量跟踪效果^[4]。中心位置误差为真实目标位置 (x_0, y_0) 与算法所得位置 (x_1, y_1) 的距离误差, 即 $\sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2}$ 。

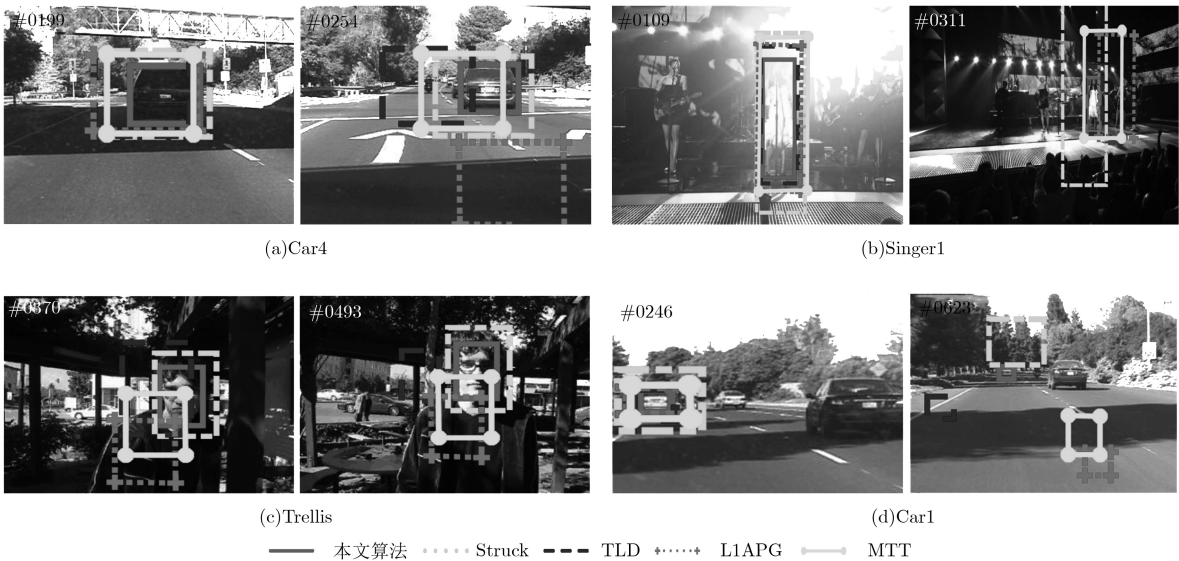


图2 跟踪结果

跟踪重叠率 $(R_t \cap R_g)/(R_t \cup R_g)$ ，其中 R_t 为跟踪结果面积， R_g 为真实目标面积。表3为不同算法在每个测试序列的平均中心位置误差和平均跟踪重叠率，其中，用加粗字体标识最小平均中心位置误差和最大跟踪重叠率，下划线标识对应次小值。

从表3可知，所提算法在4种测试序列中均有较好表现。其可归因于所提算法利用光照补偿和逆向稀疏表示更加准确地表征了光照变化条件下的目标。与现有主流跟踪器相比，所提跟踪器在光照变化序列上表现较为出色，其主要原因在于：

表3 不同跟踪方法的平均中心位置误差和平均跟踪重叠率

测试序列	平均中心位置误差(像素)					平均跟踪重叠率				
	本文	TLD	Struck	L1APG	MTT	本文	TLD	Struck	L1APG	MTT
Car4	3.47	12.84	<u>8.69</u>	77.00	22.34	0.84	<u>0.63</u>	0.49	0.25	0.45
Singer1	2.88	<u>7.99</u>	14.51	53.35	36.17	0.86	<u>0.73</u>	0.36	0.28	0.34
Trellis	6.82	31.06	<u>6.92</u>	62.20	68.80	0.65	0.48	<u>0.61</u>	0.20	0.21
Car1	1.18	85.15	<u>51.73</u>	93.93	101.81	0.83	<u>0.26</u>	0.11	0.17	0.15
平均	3.59	24.26	<u>20.46</u>	71.62	57.28	0.80	<u>0.53</u>	0.40	0.23	0.29

(1)本文所提联合模型考虑候选目标与模板间的相关性，从而可显著改善光照变化的估计精度，同时提高算法跟踪稳健性；

(2)多任务逆向稀疏表示考虑候选目标间相关性，从而显著提高计算效率和跟踪性能；

(3)似然模型的局部结构化表示进一步提高了所提算法对局部噪声及遮挡的鲁棒性。

此外，为验证快速候选目标筛选方案可有效改善算法实时性，分别在不采用和采用该方案情况下根据每秒运行帧数(FPS)衡量算法运行速度，对每个序列进行Monte Carlo仿真(50次取平均值)结果如表4所示。

由表4可知，采用快速候选目标筛选方案时算法运行速度有显著提高。由此可见，采用该方案可有效改善算法实时性。

表4 快速候选目标筛选方案对运行速度(FPS)的影响

测试序列	Car4	Singer1	Trellis	Car1
不采用筛选方案运行速度(FPS)	4.1	4.6	3.1	5.5
采用筛选方案运行速度(FPS)	10.5	8.7	10.4	8.4

5 结束语

针对光照变化引起目标跟踪性能显著下降的问题，本文提出一种光照补偿和多任务逆向稀疏表示联合优化的视觉跟踪方法。该方法首先基于模板与候选目标的平均亮度差异获得光照补偿系数矩阵，并利用候选目标逆向稀疏表示光照补偿后模板，从而获得关于单个模板的联合优化问题。为降低算法计算复杂度，所提方法将多个关于单个模板的联合优化问题转化为关于多模板的多任务联合优化问

题, 并采用交替迭代求解该优化问题。最后, 所提方法基于优化结果进一步提出不相关候选目标, 并利用局部结构化评估方法实现目标精确跟踪。仿真结果表明, 与现有主流算法相比, 所提方法可显著改善目标跟踪精度, 提高跟踪稳健性, 降低目标跟踪复杂度, 提升目标跟踪实时性。

参 考 文 献

- [1] FRADI H, LUVISON B, and PHAM Q C. Crowd behavior analysis using local mid-level visual descriptors[J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2017, 27(3): 589–602. doi: [10.1109/TCSVT.2016.2615443](https://doi.org/10.1109/TCSVT.2016.2615443).
- [2] YU Gang, LI Chao, and SHANG Zeyuan. Video monitoring method, video monitoring system and computer program product[P]. USA Patent, 9792505, 2017.
- [3] UENG S K and CHEN Guanzhi. Vision based multi-user human computer interaction[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2016, 75(16): 10059–10076. doi: [10.1007/s11042-015-3061-z](https://doi.org/10.1007/s11042-015-3061-z).
- [4] WU Yi, LIM J, and YANG Minghsuan. Object tracking benchmark[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2015, 37(9): 1834–1848. doi: [10.1109/TPAMI.2014.2388226](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2014.2388226).
- [5] PAN Zheng, LIU Shuai, and FU Weina. A review of visual moving target tracking[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2017, 76(16): 16989–17018. doi: [10.1007/s11042-016-3647-0](https://doi.org/10.1007/s11042-016-3647-0).
- [6] 薛模根, 刘文琢, 袁广林, 等. 基于编码迁移的快速鲁棒视觉跟踪[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(7): 1571–1577. doi: [10.11999/JEIT160966](https://doi.org/10.11999/JEIT160966).
XUE Mogen, LIU Wenzhuo, YUAN Guanglin, *et al.* Fast robust visual tracking based on coding transfer[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(7): 1571–1577. doi: [10.11999/JEIT160966](https://doi.org/10.11999/JEIT160966).
- [7] 杨峰, 张婉莹. 一种多模型贝努利粒子滤波机动目标跟踪算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(3): 634–639. doi: [10.11999/JEIT160467](https://doi.org/10.11999/JEIT160467).
YANG Feng and ZHANG Wanying. Multiple model Bernoulli particle filter for maneuvering target tracking[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(3): 634–639. doi: [10.11999/JEIT160467](https://doi.org/10.11999/JEIT160467).
- [8] BAIG M Z and GOKHALE A V. Object tracking using mean shift algorithm with illumination invariance[C]. Fifth International Conference on Communication Systems and Network Technologies, Gwalior, India, 2015: 550–553. doi: [10.1109/CSNT.2015.150](https://doi.org/10.1109/CSNT.2015.150).
- [9] NAYAK A and CHAUDHURI S. Automatic illumination correction for scene enhancement and object tracking[J]. *Image & Vision Computing*, 2006, 24(9): 949–959. doi: [10.1016/j.imavis.2006.02.017](https://doi.org/10.1016/j.imavis.2006.02.017).
- [10] SILVEIRA G and MALIS E. Real-time visual tracking under arbitrary illumination changes[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Minneapolis, USA, 2007: 1–6. doi: [10.1109/CVPR.2007.382993](https://doi.org/10.1109/CVPR.2007.382993).
- [11] WANG Yuru, TANG Xianglong, CUI Qing, *et al.* Dynamic appearance model for particle filter based visual tracking[J]. *Pattern Recognition*, 2012, 45(12): 4510–4523. doi: [10.1016/j.patcog.2012.05.010](https://doi.org/10.1016/j.patcog.2012.05.010).
- [12] BAO Chenglong, WU Yi, LING Haibin, *et al.* Real time robust L1 tracker using accelerated proximal gradient approach[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, USA, 2012: 1830–1837. doi: [10.1109/CVPR.2012.6247881](https://doi.org/10.1109/CVPR.2012.6247881).
- [13] MA Bo, SHEN Jianbing, LIU Yangbiao, *et al.* Visual tracking using strong classifier and structural local sparse descriptors[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2015, 17(10): 1818–1828. doi: [10.1109/TMM.2015.2463221](https://doi.org/10.1109/TMM.2015.2463221).
- [14] ZHUANG Bohan, LU Huchuan, XIAO Ziyang, *et al.* Visual tracking via discriminative sparse similarity map[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(4): 1872–1881. doi: [10.1109/TIP.2014.2308414](https://doi.org/10.1109/TIP.2014.2308414).
- [15] JIA Xu, LU Huchuan, and YANG Minghsuan. Visual tracking via coarse and fine structural local sparse appearance models[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(10): 4555–4564. doi: [10.1109/TIP.2016.2592701](https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2592701).
- [16] SUI Yao and ZHANG Li. Robust tracking via locally structured representation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2016, 119(2): 110–144. doi: [10.1007/s11263-016-0881-x](https://doi.org/10.1007/s11263-016-0881-x).
- [17] ZHANG Tianzhu, GHANEM B, LIU Si, *et al.* Robust visual tracking via multi-task sparse learning[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, USA, 2012: 2042–2049. doi: [10.1109/CVPR.2012.6247908](https://doi.org/10.1109/CVPR.2012.6247908).
- [18] MA Bo, HUANG Lianghua, SHEN Jianbing, *et al.* Visual tracking under motion blur[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(12): 5867–5876. doi: [10.1109/TIP.2016.2615812](https://doi.org/10.1109/TIP.2016.2615812).
- [19] ROSS D A, LIM J, LIN R S, *et al.* Incremental learning for robust visual tracking[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77(1): 125–141. doi: [10.1007/s11263-007-0075-7](https://doi.org/10.1007/s11263-007-0075-7).
- [20] POLSON N and SOKOLOV V. Bayesian particle tracking of traffic flows[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(2): 345–356. doi: [10.1109/TITS.2017.2650947](https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2650947).
- [21] HE Zhenyu, YI Shuangyan, CHEUNG Y M, *et al.* Robust object tracking via key patch sparse representation[J]. *IEEE*

- Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(2): 354–364. doi: [10.1109/TCYB.2016.2514714](https://doi.org/10.1109/TCYB.2016.2514714).
- [22] ZHANG Kaihua, ZHANG Lei, and YANG Minghsuan. Real-time compressive tracking[C]. European Conference on Computer Vision, Florence, Italy, 2012: 864–877. doi: [10.1007/978-3-642-33712-3_62](https://doi.org/10.1007/978-3-642-33712-3_62).
- [23] KALAL Z, MATAS J, and MIKOLAJCZYK K. P-N learning: Bootstrapping binary classifiers by structural constraints[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA, 2010: 49–56. doi: [10.1109/CVPR.2010.5540231](https://doi.org/10.1109/CVPR.2010.5540231).
- [24] HARE S, SAFFARI A, and TORR P H S. Struck: Structured output tracking with kernels[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2016, 38(10): 2096–2109. doi: [10.1109/TPAMI.2015.2509974](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2015.2509974).
- 王洪雁：男，1979年生，副教授，博士，主要研究方向为MIMO雷达信号处理、毫米波通信、机器视觉。
- 邱贺磊：男，1991年生，硕士生，研究方向为图像处理、机器视觉。
- 郑佳：男，1990年生，硕士生，研究方向为机器视觉、无人机容错控制。
- 裴炳南：男，1956年生，教授，博士，博士生导师，主要研究方向为雷达信号处理、毫米波通信。