

引用格式:邱贺磊,王洪雁,裴炳南.光照变化下基于稀疏表示的视觉跟踪算法研究[J].电光与控制,2019,26(4):11-16,38. QIU H L, WANG H Y, PEI B N. A visual tracking algorithm based on sparse representation under illumination changes[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(4):11-16, 38.

光照变化下基于稀疏表示的视觉跟踪算法研究

邱贺磊^{a,b}, 王洪雁^{a,b}, 裴炳南^{a,b}

(大连大学, a. 辽宁省北斗高精度位置服务技术工程实验室;
b. 大连市环境感知与智能控制重点实验室, 辽宁 大连 116622)

摘要:为提高光照变化下目标跟踪算法的精度和鲁棒性,基于稀疏表示理论,提出一种光照补偿和多任务稀疏表示联合优化算法。该算法首先根据目标模板与候选目标的平均亮度差异对目标模板光照补偿,而后利用候选目标构建过完备字典以稀疏表示光照补偿后的目标模板,并将所得问题转化为一个多任务优化问题,然后利用所得稀疏编码矩阵快速剔除无关候选目标,最后基于重构误差对剩余候选目标进行局部结构化评估,进而实现目标的精确跟踪。实验结果表明,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鲁棒性。

关键词:视觉跟踪;光照补偿;稀疏表示;外观模型

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.04.003

A Visual Tracking Algorithm Based on Sparse Representation Under Illumination Changes

QIU He-lei^{a,b}, WANG Hong-yan^{a,b}, PEI Bing-nan^{a,b}

(Dalian University, a. Liaoning Engineering Laboratory of BeiDou High-Precision Location Service;
b. Dalian Key Laboratory of Environmental Perception and Intelligent Control, Dalian 116622, China)

Abstract: To improve the accuracy and robustness of the target tracking algorithm under illumination changes, a joint optimization algorithm combining illumination compensation with multi-task sparse representation is proposed based on the sparse representation theory. First, the algorithm compensates for the illumination of the template according to the average brightness difference between the template and the candidate target. Then, the candidate target is used to construct an over-complete dictionary to represent the template after illumination compensation, and the problem is transformed into a multi-task optimization problem. Moreover, the sparse coding matrix is used to quickly eliminate unrelated candidates. Finally, based on the reconfiguration error, a local structured assessment is carried out on the remaining candidates, so as to realize accurate target tracking. Simulation results show that the proposed algorithm can significantly improve the accuracy and robustness of target tracking under severe illumination changes compared with the existing state-of-the-art algorithms.

Key words: visual tracking; illumination compensation; sparse representation; appearance model

0 引言

近年来,图像序列中的目标跟踪是计算机视觉领域的一个研究热点,在行为分析、视频监控和人机交互等领域有着广泛应用^[1-3]。随着不断的研究,视觉目

标跟踪技术已经获得显著进展^[4],然而,在光照变化、部分遮挡、运动模糊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]。

实际场景中,光照变化通常不可避免,光照变化会使得目标跟踪算法效果显著降低。基于粒子滤波跟踪技术^[6],文献[7]利用颜色、纹理和边缘等信息提出动态多特征外观模型,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。文献[8]基于光度计归一化技术和稀疏表示提出照明不变模板

收稿日期:2018-05-16 修回日期:2018-06-07

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

作者简介:邱贺磊(1991—),男,河南驻马店人,硕士,研究方向为图像处理、计算机视觉。

表示方法以消除光照影响,但该方法在复杂背景下易发生目标漂移,进而导致其跟踪性能下降。此外,文献[9]基于粒子滤波提出一种似然估计模型,通过预测光照强度及方向变化以适应不同光照条件,从而改善其跟踪性能,然而,该模型计算量较大,难以实现工程应用。

基于稀疏表示方法在视觉跟踪领域的潜在优势,文献[10]采用稀疏表示方法,并利用加速近端梯度算法(Accelerated Proximal Gradient, APG)求解该稀疏表示优化问题,该算法可显著降低算法计算复杂度,然而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[11]提出一种局部结构化稀疏表示方法,该方法可有效改善算法对局部噪声及遮挡的鲁棒性。然而,上述稀疏跟踪器均需对每个粒子逐次求解优化问题,使得跟踪系统计算复杂度较高,实时性较差。针对此问题,文献[12]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以提升系统实时性,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稀疏表示联合优化算法。本文算法首先对目标模板实施光照补偿,并构建多任务稀疏表示模型,而后基于交替迭代方法求解此多任务优化问题,最后利用所得稀疏编码矩阵减小粒子规模,并基于局部重构误差构建目标似然模型以实现目标的精确跟踪。

1 所提联合模型及其优化方法

本章首先建立光照补偿与多任务稀疏表示联合模型,最后采用交替迭代方法求解所提联合优化问题。

1.1 光照补偿与多任务稀疏表示联合模型

考虑到目标模板数量远少于候选目标,若将候选目标作为字典集,目标模板作为表示对象,则可显著降低稀疏编码计算量。基于此,本文根据候选目标光照变化对目标模板实施光照补偿。此外,相比于整幅图像,局部块尺寸较小,则块内像素亮度随时间变化趋势及幅度皆相似。基于此观察,本文算法利用候选目标局部块平均亮度值补偿目标模板对应局部块。

基于目标模板与候选目标平均亮度之差异,可用平均亮度的差值或比值对目标模板光照补偿。然而,当目标模板某些像素值小于平均亮度差异值时,可能会导致采用平均亮度差值的目标模板对应像素值小于0。针对此问题,本文算法利用平均亮度的比值对目标模板光照补偿。此外,为减少算法计算量,本文算法采用灰度特征描述样本,即第*i*个候选目标*s*及目标模板

*t*中的第*j*个对应局部块平均亮度比值可表示为

$$k_{ij} = \frac{\bar{s}_{ij}}{\bar{t}_{ij}} \quad (1)$$

式中: \bar{s}_{ij} 表示第*i*个候选目标中第*j*个局部块平均亮度值; \bar{t}_{ij} 表示第*i*个目标模板第*j*个局部块平均亮度值。

与利用目标模板稀疏表示候选目标^[10-11,13]相反,本文算法利用候选目标集*Y*线性表示目标模板*t*,即

$$\hat{c} = \arg \min_c \|t - Yc\|_2 + \lambda \|c\|_1 \quad (2)$$

式中:*c*表示稀疏系数向量; λ 表示稀疏惩罚参数; $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_n] \in \mathbf{R}^{d \times m}$ 为矢量化候选目标矩阵,其中,*d*为目标矢量化模板维数,*m*为候选目标数量; $\|\cdot\|_2$ 为 ℓ_2 范数; $\|\cdot\|_1$ 为 ℓ_1 范数;*t*为矢量化目标模板,其矢量化方法如图1所示,即将目标模板不重叠分块,并对每个分块按从左到右顺序矢量化。

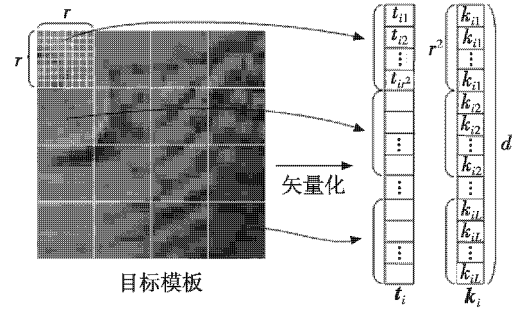


图1 用于光照补偿的图像矢量化

Fig. 1 Image vectorization for illumination compensation

由图1可知,第*i*个光照补偿系数向量 k_i 可表示为

$$k_i = [k_{i1}, \dots, k_{i1}, \dots, k_{ij}, \dots, k_{ij}, \dots, k_{iL}, \dots, k_{iL}] \quad (3)$$

式中: r^2 为每个分块的像素个数; k_{ij} 中, $i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, L, n$ 为目标模板数量,*L*为模板内分块数量。

基于式(2)及式(3),光照补偿与稀疏表示联合优化模型可构建为

$$\{\hat{k}_i, \hat{c}_i\} = \arg \min_{k_i, c_i} \|k_i \odot t_i - Yc_i\|_2 + \lambda \|c_i\|_1 \quad i = 1, \dots, n \quad (4)$$

式中: t_i 为第*i*个目标模板光照补偿系数向量; c_i 为第*i*个目标模板稀疏系数向量; \odot 为Hadamard积。

基于式(4),候选目标矩阵*Y*线性表示目标模板集的优化问题可表示为

$$\begin{cases} \{\hat{k}_1, \hat{c}_1\} = \arg \min_{k_1, c_1} \|k_1 \odot t_1 - Yc_1\|_2 + \lambda \|c_1\|_1 \\ \{\hat{k}_2, \hat{c}_2\} = \arg \min_{k_2, c_2} \|k_2 \odot t_2 - Yc_2\|_2 + \lambda \|c_2\|_1 \\ \vdots \\ \{\hat{k}_n, \hat{c}_n\} = \arg \min_{k_n, c_n} \|k_n \odot t_n - Yc_n\|_2 + \lambda \|c_n\|_1 \end{cases} \quad (5)$$

由式(5)可知,若要获得所有目标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,此过程将显著增加算法计算复杂度,不利于工程应用。针对

此问题,本文算法采用多任务稀疏学习方法^[13]对所有目标模板进行光照补偿和稀疏表示以避免逐次求解单一目标模板稀疏学习问题,从而降低算法计算复杂度以提升算法实时性。

为构造光照补偿与多任务稀疏表示联合优化模型,需要将光照补偿系数向量 k_i 和目标模板 t_i 推广至矩阵形式。基于式(3)及光照补偿系数向量 k_i 可构造光照补偿系数矩阵为

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

相应地,由目标模板 t_i 可构建目标模板矩阵 $\mathbf{T} = [t_1, t_2, \dots, t_n] \in \mathbf{R}^{d \times n}$ 。

考虑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。忽略粒子间相关性,会使得跟踪算法在目标外观变化时产生漂移。鉴于此,本文算法考虑粒子间相关性,即利用稀疏编码矩阵中每一列均稀疏且相似的性质,通过惩罚项 $\|\mathbf{C}\|_{2,1}$ 限制稀疏编码矩阵 \mathbf{C} , 其中, $\|\mathbf{C}\|_{2,1} = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{c}_i\|_2$ ^[13]。

综上所述,光照补偿与多任务稀疏表示联合优化模型可表示为

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

式中: $\mathbf{C} = [\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_n]$ 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} 的复杂联合优化问题,无法直接获得其最优解。

1.2 联合模型优化方法

针对式(7)联合优化问题,本文采用交替迭代方法进行求解。然而,需要注意的是,由于候选目标和目标模板数量不一致,无法满足候选目标和目标模板一一对应。针对此问题,可设 $\mathbf{S} = \mathbf{Y}\hat{\mathbf{C}}$, 则 $\mathbf{S} = [s_1, s_2, \dots, s_n] \in \mathbf{R}^{d \times n}$, 以此可保证 \mathbf{S} 和目标模板一一对应,而后通过对两个变量交替迭代优化求解,具体步骤如下所述。

1) 求解 \mathbf{K} 。已知稀疏编码矩阵 \mathbf{C} 条件下,考虑求解光照补偿系数矩阵 \mathbf{K} 的优化问题,即对 \mathbf{S} 和目标模板集 \mathbf{T} 按图1方式分块并矢量化,则可得第 i 个目标模板中第 j 个分块 t_{ij} 的平均亮度值和第 i 个候选目标中第 j 个分块 s_{ij} 的平均亮度值,即

$$\begin{cases} \bar{t}_{ij} = \frac{1}{r^2} \sum_{\rho^{(j-1)+1}}^{r^j} t_{ij} \\ \bar{s}_{ij} = \frac{1}{r^2} \sum_{\rho^{(j-1)+1}}^{r^j} s_{ij} \end{cases} \quad i = 1, \dots, n, j = 1, \dots, L. \quad (8)$$

将式(8)所得 \bar{t}_{ij} 和 \bar{s}_{ij} 分别代入式(1)得 k_{ij} , 再将 k_{ij} 代入式(3)可得光照补偿系数向量 k_i , 最后将 k_i 代入式(6)即可得到光照补偿系数矩阵。

2) 求解 \mathbf{C} 。将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

$$\hat{\mathbf{C}} = \arg \min_{\mathbf{C}} \|\hat{\mathbf{K}} \odot \mathbf{T} - \mathbf{Y}\mathbf{C}\|_F^2 + \lambda \|\mathbf{C}\|_{2,1}. \quad (9)$$

式(9)为多任务稀疏学习问题,可通过加速近端梯度法(APG)^[13]实现高效求解。其算法主要思路为: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 $\mathbf{V}^{(k)}$ 。式(9)问题的详细求解过程可参见文献[13]。

综上所述,已知稀疏编码矩阵 \mathbf{C} 条件下,通过式(8)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,通过 APG 方法求解式(9)问题得到稀疏编码矩阵 \mathbf{C} , 交替迭代求解 \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 ρ , 便可求得稀疏编码矩阵 \mathbf{C} 及光照补偿系数矩阵 \mathbf{K} 。

2 基于多任务稀疏表示的目标跟踪算法

上文构建了光照补偿多任务稀疏表示联合优化模型,并提出相应的优化方法。基于此联合优化方法所得结果,本章提出基于多任务稀疏表示的目标跟踪算法,算法框架如图2所示。首先利用所得稀疏编码矩阵筛选候选目标,而后介绍本文所采用的贝叶斯推理框架,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。

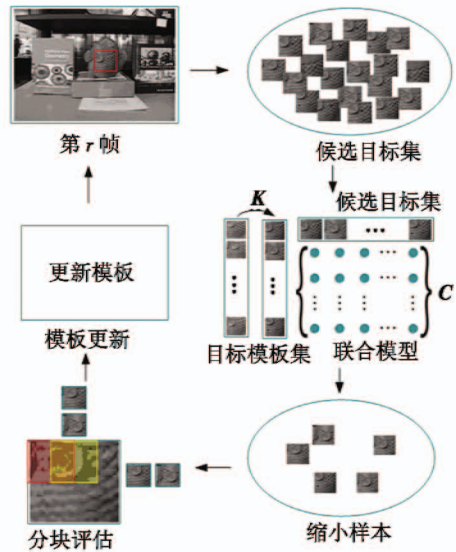


图2 光照变化下基于多任务稀疏表示的目标跟踪算法框架

Fig.2 Object tracking algorithm framework based on multi-task sparse representation under illumination changing

2.1 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,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。

在上节得到的稀疏编码矩阵 C 中,非零元素代表候选目标集和目标模板集的相似性,与目标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的方案,详述如下。

设 n 个目标模板集 $T = [t_1, t_2, \dots, t_n]$ 可由 m 个候选目标 $Y = [Y_1, Y_2, \dots, Y_m]$ 及稀疏编码矩阵 C 稀疏表示,则可通过下式判断候选目标 Y_j 是否被选择并进一步评估,即

$$\max \{c_1^j, c_2^j, \dots, c_n^j\} > 0 \quad (10)$$

式中, c_i^j 表示候选目标 Y_j 与目标模板 t_i 的相似度, $c_1^j, c_2^j, \dots, c_n^j$ 不全为 0,表明候选目标 Y_j 与某些目标模板具有相似性,则选择候选目标 Y_j 并进一步评估,否则视其为不相关候选目标,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 $Y^* = [Y_1^*, Y_2^*, \dots, Y_p^*]$,其中 $p \leq m$,从而可降低算法运算量,提升算法实时性。

2.2 贝叶斯推理框架

视觉跟踪可被看作是一个隐马尔可夫模型的贝叶斯推理任务。第 r 帧条件下目标状态向量可表示为 $x_r = [\varphi_r, v_r, s_r, \theta_r, \alpha_r, \phi_r]^T$,其中, $\varphi_r, v_r, s_r, \theta_r, \alpha_r, \phi_r$ 分别表示水平位移、垂直位移、水平尺度因子、旋转角度、宽高比例和扭曲角^[14]。在第 r 帧给定一组观测图像 $z_{1:r} = \{z_1, z_2, \dots, z_r\}$,目标状态变量 z_r 可以通过最大后验估计计算,即

$$\hat{x}_r = \arg \min_x p(x_r | z_r) \quad (11)$$

式中, $p(x_r | z_r)$ 表示第 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^[15],即

$$p(x_r | z_r) \propto p(z_r | x_r) \int p(x_r | x_{r-1}) p(x_{r-1} | z_{r-1}) dx_{r-1} \quad (12)$$

式中: \propto 为正比算子; $p(z_r | x_r)$ 为状态 x_r 下 z_r 的目标观测模型; $p(x_r | x_{r-1})$ 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^[14],即

$$p(x_r | x_{r-1}) = N(x_r; x_{r-1}, \Sigma) \quad (13)$$

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

2.3 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^[16]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,本文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。

首先将光照补偿后目标模板集 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 $D = (d_1^1, \dots, d_N^1, \dots, d_1^i, \dots, d_N^i, \dots, d_1^n, \dots, d_N^n) \in \mathbf{R}^{d \times (Nn)}$,而后分割每个候选目标 Y_j 为 $\{y_k | k = 1, \dots, N\}$,并利用字典 D 对每个 y_k 稀疏编码,即 $\min_{a_k} \|y_k - Da_k\| + \lambda_1 \|a_k\|_1$,其中, $a_k \in \mathbf{R}^{(Nn) \times 1}$ 表示 y_k 的稀疏系数向量。

如果候选目标 Y_j 接近目标模板,则对应字典 $D_k = (d_k^1, d_k^2, \dots, d_k^n)$ 对其局部块 y_k 应有较好表示,对应子系数为 $a_k^* = [a_k^1, a_k^{N+k}, \dots, a_k^{(n-1)N+k}] \in \mathbf{R}^{(Nn) \times 1}$, a_k^j 是 a_k 的第 j 个元素。由此,对应重构误差可表示为

$$\varepsilon_k = \|y_k - D_k a_k^*\| \quad (14)$$

由式(14)计算所有局部块重构误差 $\{\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_N\}$,则候选目标 Y_j 的似然模型可构造为

$$p(z_r | x_r) \propto \prod_{k=1}^N \exp(-\varepsilon_k) \quad (15)$$

最后,将式(15)所得 $p(z_r | x_r)$ 代入式(12),并通过式(10)得到目标状态最优估计,从而实现目标精确追踪。

2.4 模板更新

目标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[17]方法得到前 n 帧跟踪结果并归一化,最后按图 1 方法矢量化以组成目标模板集 $T = [t_1, t_2, \dots, t_n] \in \mathbf{R}^{d \times n}$ 。

需要注意的是,目标模板需适度更新,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;而若频繁更新,则由于每次更新目标模板均会引入误差,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,本文算法通过如下方式动态更新目标模板集:令 $\mu = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_p]$ 为相似度向量,阈值为 η ,每帧测量当前跟踪结果与第 i 个目标模板间的相似性 η_i ,即

$$\mu_i = e^{-\|\hat{Y}_r - t_i\|} \quad (16)$$

式中: \hat{Y}_r 表示第 r 帧跟踪结果; t_i 表示第 i 个目标模板。基于式(16),令最大相似度值 $\Omega = \max \mu_i (i = 1, 2, \dots, m)$,并将其与阈值 η 比较,若 $\Omega > \eta$,则该目标模板与新目标相似度最大,进而用当前跟踪结果替换对应目标模板;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目标模板不变以减轻漂移。

3 实验分析

本文通过与 CSK^[18], Struck^[19], LIAPG^[10], MTT^[13]

等现有主流跟踪器进行对比,验证本文算法有效性。实验环境如下:仿真软件为 Matlab R2017b,硬件环境:处理器为 Intel Core(TM) i7-7700,主频为 3.60 GHz,内存为 7.89 GiB。测试序列在 TB-100^[4]数据集中选取,此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 1 所示。

表 1 视频序列及其主要挑战

Table 1 Video sequence and its main challenges

视频序列	挑战因素
Car4	光照变化,尺度变化
David	光照变化,运动模糊,尺度变化等
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
Carl	光照变化,运动模糊,尺度变化等

跟踪过程中选择 10 个目标模板,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, $\tilde{\lambda}, \lambda_1$ 和步长 β 可设置为 0.01,收敛阈值 $\rho = 5 \times 10^{-4}$,模板更新阈值 $\eta = 0.4$ 。

1) 定性评估。

图 3 为部分时刻 5 种算法跟踪结果对比。

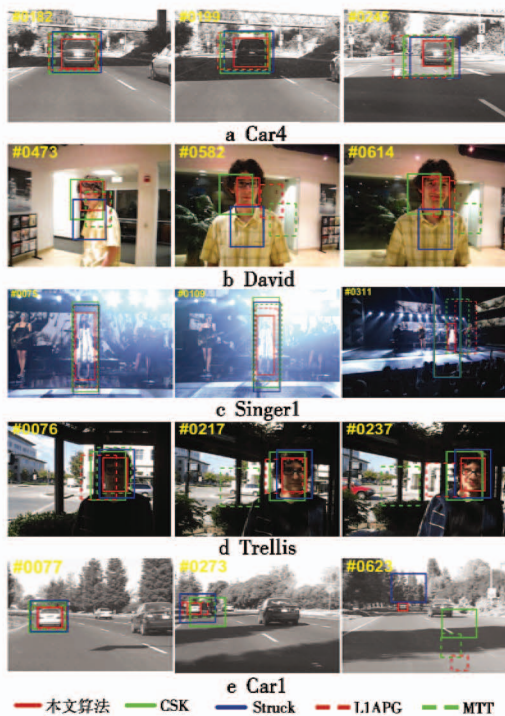


图 3 部分时刻 5 种算法跟踪结果

Fig. 3 Tracking results of 5 algorithms at some time points

图 3a 中,当环境产生较大光照变化时,本文算法仍可稳定锁定目标,其可归因于本文算法考虑光照变化影响并进行有效光照变化补偿。然而,其他 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。图 3b 中,本文算法可保持较好的目标跟踪性能,

但第 582 帧 CSK 算法产生严重漂移,另外 3 种对比算法均已跟丢目标。图 3c 中,当光照变化较大时,第 109 帧 4 种对比算法虽未跟丢目标,但跟踪目标框均不同程度超出目标大小,第 311 帧 4 种对比算法均已无法有效定位目标;而本文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 3d 中,本文算法在目标形态和光照变化影响下仍可保持在整个视频序列中跟踪误差较小,但 4 种对比算法在第 76 帧中均出现漂移,特别是在第 237 帧中,LIAPG, MTT 算法均已完全跟丢目标,表明本文算法具有较好的跟踪精度。图 3e 中,随着目标光照和尺度变化,本文算法可始终稳定跟踪目标,而 4 种对比算法在第 77 帧均出现不同程度漂移,且在第 623 帧均已完全跟丢目标,表明本文算法在复杂环境下仍具有较好跟踪效果。

2) 定量评估。

为定量评价本文算法性能,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) 与算法所得跟踪位置 (x_1, y_1) 的距离误差,即 $E_{\text{error}} = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2}$ 。跟踪重叠率 $S_{\text{score}} = (R_t \cap R_g) / (R_t \cup R_g)$,其中, R_t 为跟踪结果面积, R_g 为真实目标面积。表 2 为不同算法在每个视频序列的平均中心位置误差,表 3 为不同跟踪算法在每个视频序列的跟踪重叠率,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,用倾斜字体标识次小平均中心位置误差和次大跟踪重叠率。

表 2 不同跟踪方法的中心位置误差

Table 2 Center position errors of different tracking methods

序列	CSK	Struck	LIAPG	MTT	本文算法
Car4	19.1	8.7	77.0	22.3	3.5
David	17.7	42.8	<i>14.0</i>	33.1	7.0
Singer1	<i>14.0</i>	14.5	53.4	36.2	2.9
Trellis	18.8	6.9	62.2	68.8	7.8
Carl	470.4	<i>51.7</i>	93.9	101.8	1.2
平均值	105.1	24.3	58.5	51.0	4.5

表 3 不同跟踪方法的跟踪重叠率

Table 3 Tracking overlap rates of different tracking methods

序列	CSK	Struck	LIAPG	MTT	本文算法
Car4	0.47	<i>0.49</i>	0.25	0.45	0.84
David	0.40	0.24	<i>0.53</i>	0.29	0.68
Singer1	<i>0.36</i>	<i>0.36</i>	0.28	0.34	0.86
Trellis	0.48	<i>0.61</i>	0.20	0.21	0.65
Carl	0.10	0.11	<i>0.17</i>	0.15	0.83
平均值	<i>0.36</i>	<i>0.36</i>	0.29	0.29	0.77

从表 2 和表 3 可知,本文算法在视频序列测试中有较好表现,可归因于本文算法利用光照补偿和稀疏

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更出色,其主要原因在于:

1) 跟踪模型中,光照估计及在线更新的光照补偿系数矩阵较大程度上反映了目标光照变化,从而使得本文算法对光照变化更有效;

2) 多任务稀疏表示考虑粒子间相关性,从而显著提高了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本文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,分别在不采用该方案和采用该方案情况下获得算法的运行速度,而后对每个序列进行 Monte Carlo 仿真(100 次取平均值),实验结果如表 4 所示。

表 4 快速候选目标筛选方案对运行速度的影响

Table 4 Impact of fast screening schemes of candidate targets on operating speed 帧·s⁻¹

序列	不采用筛选方案	采用筛选方案
Car4	4.1	10.5
David	4.3	10
Singer1	4.6	8.7
Trellis	3.1	10.4
Carl	5.5	8.4
平均值	4.3	9.6

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。

4 结束语

针对光照变化使得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稀疏表示联合优化算法。本文算法首先对目标模板实施光照补偿,并构建以候选目标为完备字典的多任务稀疏表示模型;而后基于交替迭代方法求解此多任务优化问题,只需求解一个多任务优化问题即可计算出所有粒子权值;然后根据稀疏编码矩阵减小粒子规模以改善目标跟踪实时性;最后基于局部重构误差构建目标似然模型以实现目标精确跟踪。实验结果表明,与 CSK, Struck, L1APG, MTT 等现有主流跟踪算法相比,本文算法在光照变化情况下可显著改善目标跟踪的精度,且具有良好的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] FRADI H, LUVISON B, PHAM Q C. Crowd behavior analysis using local mid-level visual descriptors[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(3):589-602.
- [2] YU G, LI C, SHANG Z. Video monitoring method, video monitoring system and computer program product [P]. United States Patent 9792505, 2017-10-17.
- [3] UENG S K, CHEN G Z. Vision based multi-user human computer interaction[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(16):10059-10076.
- [4] WU Y, LIM J, YANG M H. Object tracking benchmark [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1834-1848.
- [5] PAN Z, LIU S, FU W N. A review of visual moving target tracking[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(16):16989-17018.
- [6] JENKINS M D, BARRIE P, BUGGY T, et al. Selective sampling importance resampling particle filter tracking with multibag subspace restoration[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 48(1):264-276.
- [7] WANG Y R, TANG X L, CUI Q. Dynamic appearance model for particle filter based visual tracking[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(12):4510-4523.
- [8] NHAT V Q, LEE G. Illumination invariant object tracking with adaptive sparse representation[J]. International Journal of Control, Automation and Systems, 2014, 12(1):195-201.
- [9] DELAIL B A, BHASKAR H, ZEMERLY J, et al. Robust likelihood model for illumination invariance in particle filtering[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017. doi:10.1109/TCSVT.2017.2725322.
- [10] BAO C L, WU Y, LING H B, et al. Real time robust L1 tracker using accelerated proximal gradient approach [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012:1830-1837.
- [11] MA B, SHEN J B, LIU Y B, et al. Visual tracking using strong classifier and structural local sparse descriptors [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(10):1818-1828.
- [12] ZHUANG B H, LU H C, XIAO Z Y, et al. Visual tracking via discriminative sparse similarity map [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(4):1872-1881.
- [13] ZHANG T Z, GHANEM B, LIU S, et al. Robust visual tracking via multi-task sparse learning[C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012:2042-2049.
- [14] 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.

- [J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1/2/3):185-203.
- [2] GOPPERT J, YANTEK S, HWANG I. Invariant Kalman filter application to optical flow based visual odometry for UAVs[C]//The 9th International Conference on Ubiquitous and Future Networks, 2017:99-104.
- [3] 童姜况. 光流改进算法研究及其在四旋翼无人机中的应用[D]. 杭州:浙江大学, 2017.
- [4] 韩月乔. 基于改进光流法的超声序列图像超分辨率重建[D]. 沈阳:东北大学, 2015.
- [5] 叶春明. 一种基于全局运动补偿的 HS 光流检测算法[J]. *光学与光电技术*, 2015, 13(5):87-92.
- [6] 蒋菱, 程赓. 基于 LK 光流跟踪法的有效目标点增强跟踪[J]. *微型机与应用*, 2015, 34(6):45-49.
- [7] 刘恒建, 任侃, 顾国华, 等. 基于 KLT 特征点的 LK 光流金字塔 FPGA 实现[J]. *电视技术*, 2014, 38(15):92-97.
- [8] 张建明, 钱东海. 一种局部和全局相结合的光流计算方法[J]. *计算机工程与科学*, 2005, 27(5):33-35.
- [9] DÉRIAN P, ALMAR R. Wavelet-based optical flow estimation of instant surface currents from shore-based and UAV videos[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 50(10):5790-5797.
- [10] MUKAWA N. Optical-model-based analysis of consecutive images[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 66(1):25-32.
- [11] 马龙, 王鲁平, 陈小天, 等. 噪声环境下光流场估计方法[J]. *信号处理*, 2012, 28(1):87-91.
- [12] KUMAR P, KUMAR S, BALASUBRAMANIAN R. A fractional order total variation model for the estimation of optical flow[C]//The 5th National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics, 2015:1-4.
- [13] 樊勇. 基于高斯噪声的图像去噪算法研究[D]. 成都:西南石油大学, 2014.
- [14] CHAMBOLLE A, LIONS P L. Image recovery via total variation minimization and related problems[J]. *Numerische Mathematik*, 1997, 76(2):167-188.
- [15] 曾凯, 陈至坤, RAMAN P, 等. 基于 HS 光流法机器人避障策略优化[J]. *科学技术与工程*, 2017, 17(17):85-89.
- [16] 张会生, 吴微. 一种具有自适应动量因子的 BP 算法[J]. *大连海事大学学报:自然科学版*, 2008, 34(4):45-47.
- [17] BARRON J L, FLEET D J, BEAUCHEMIN S S. Performance of optical flow techniques[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1994, 12(1):43-77.
- (上接第 16 页)
- [15] POLSON N, SOKOLOV V. Bayesian particle tracking of traffic flows[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(2):345-356.
- [16] HE Z Y, YI S Y, CHEUNG Y M, et al. Robust object tracking via key patch sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(2):354-364.
- [17] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:864-877.
- [18] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]//European Conference on Computer Vision, 2012:702-715.
- [19] HARE S, SAFFARI A, TORR P H. Struck: structured output tracking with kernels[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision, 2011:263-270.