

# 基于两阶段稀疏表示的稳健快速视觉跟踪

刘文琢<sup>1</sup> 袁广林<sup>2</sup> 薛模根<sup>1</sup>

<sup>1</sup>陆军军官学院偏振光成像探测技术安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230031

<sup>2</sup>陆军军官学院十一系, 安徽 合肥 230031

**摘要** L1跟踪对局部遮挡具有较好的稳健性,但存在对模板中的离群信息比较敏感和计算速度慢的问题。针对这两个问题,提出了两阶段稀疏表示模型,并基于块坐标优化原理设计了相应的快速求解算法。在第一阶段,该算法利用局部约束线性编码,求解目标模板表示系数,在第二阶段,该算法利用软阈值操作,求解小模板表示系数。以粒子滤波为跟踪方法,结合提出的模型和算法实现了稳健快速的视觉跟踪。利用标准图像序列对提出的方法进行了验证,实验结果表明,提出的跟踪方法在稳健性和跟踪速度方面均优于现有跟踪方法。

**关键词** 机器视觉; 目标跟踪; 两阶段稀疏表示; 粒子滤波

**中图分类号** TP391.4      **文献标识码** A

**doi:** 10.3788/AOS201636.1215001

## Robust Fast Visual Tracking Based on Two-Stage Sparse Representation

Liu Wenzhuo<sup>1</sup> Yuan Guanglin<sup>2</sup> Xue Mogen<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Anhui Provincial Key Laboratory of Polarization Imaging Detection Technology, Army Officer Academy of PLA, Hefei, Anhui 230031, China

<sup>2</sup>Eleventh Department, Army Officer Academy of PLA, Hefei, Anhui 230031, China

**Abstract** The L1 tracker has good robustness towards partial occlusion, but the L1 tracker is sensitive to the outliers from the target templates and has slow computation speed. Aiming at these two problems, we propose a two-stage sparse representation model and design a relevant fast solution algorithm based on the block coordinate optimization theory. At the first stage, the algorithm uses the locality-constrained linear coding to solve the coefficients of the target templates. At the second stage, the algorithm uses the soft shrinkage operator to solve the coefficients of the trivial templates. Based on particle filtering method, the representation model and the algorithm are combined to achieve the robust fast visual tracking. The standard image sequences are used to verify the proposed method, and the results of the experiment show that the proposed tracking method outperforms the state-of-the-art trackers in terms of the robustness and the tracking speed.

**Key words** machine vision; target tracking; two-stage sparse representation; particle filtering

**OCIS codes** 150.0155; 150.1135; 100.4999

## 1 引 言

视觉跟踪是在给定目标初始状态的情况下,通过视频图像序列决定目标当前状态的过程,其广泛应用于行人跟踪,车流量监控和自动驾驶等方面。近年来,随着研究的深入,视觉跟踪领域虽然取得了丰硕的研究成果,但是目标的外观变化,遮挡以及背景干扰等问题仍然是目前研究的难点。

受文献[1]的启发,Mei等<sup>[2]</sup>提出了基于稀疏表示的视觉跟踪方法,即L1跟踪。该方法利用小模板较好地解决了跟踪过程中候选目标的局部遮挡问题。随后,国内外学者提出了很多方法,在稳健性和速度方面对

**收稿日期:** 2016-05-03; **收到修改稿日期:** 2016-07-29

**基金项目:** 国家自然科学基金(61175035, 61379105)

**作者简介:** 刘文琢(1991—),男,硕士研究生,主要从事图像处理和计算机视觉方面的研究。

E-mail: 13945049233@163.com

**导师简介:** 薛模根(1964—),男,博士,教授,主要从事图像处理,计算机视觉和光电防御方面的研究。

E-mail: xuemogen@126.com

其进行了改进。

在提高跟踪稳健性方面, Jia 等<sup>[3]</sup>提出基于结构局部稀疏外观模型的稳健视觉跟踪方法, 其使用的队列池方法同时利用了局部信息和空间信息, 达到了对目标进行精确定位和排除遮挡干扰的目的。为了适应目标剧烈的外观变化, Zhong 等<sup>[4]</sup>提出了一种使用整体模板和局部表述的稳健外观模型, 该方法将稀疏判别分类器(SDC)和稀疏产生式模型(SGM)分别用来提取目标和解决遮挡问题。Wang 等<sup>[5]</sup>提出最小软阈值平方(LSS)模型进行视觉跟踪, 该模型通过计算字典和候选采样之间的 LSS 距离来构造观测似然, 从而较好地解决了离群值的干扰。Wang 等<sup>[6]</sup>基于稀疏原型表示进行跟踪, 该方法结合传统的主成分分析(PCA)和稀疏表示构造外观模型, 有效地解决了目标自身和环境条件改变对跟踪造成的影响。

在提高跟踪速度方面, Liu 等<sup>[7]</sup>提出了一种基于两阶段稀疏优化的快速稳健跟踪方法, 该方法基于动态组稀疏(DGS)原理<sup>[8]</sup>, 通过将图像特征进行降维, 达到了减小计算量, 提高跟踪速度的目的。随后, Mei 等<sup>[9]</sup>提出了基于有界粒子重采样(BPR)的 L1 跟踪方法, 该方法通过计算最小误差界排除了大量观测似然较低的候选采样, 达到了简化计算和保持跟踪精度的目的。Bao 等<sup>[10]</sup>通过在稀疏表示模型中添加小模板表示系数的 L2 范数约束进行遮挡检测, 并利用加速临近梯度(APG)算法求解 L1 最小问题, 从而有效地提高了跟踪的稳健性和速度。Zhang 等<sup>[11]</sup>将 L1 跟踪进行了推广, 提出了多任务跟踪(MTT)的概念, 该方法通过将稀疏表示模型表示系数项的 L1 范数约束推广为稀疏诱导混合范数  $L_{p,q}$  [ $p \in (2, \infty), q = 1$ ] 约束, 并结合 APG 算法计算表示系数, 从而有效地提高了跟踪的稳健性和速度。

从以上文献可以看出, 虽然 L1 跟踪经过改进后, 其稳健性和跟踪速度都有了一定的提升, 但 L1 跟踪对目标模板中的离群信息比较敏感的问题并没有很好地解决, 并且经过改进的方法在跟踪速度方面的进步也不够明显, 与实际的应用要求仍然存在较大差距。据此, 以保证跟踪稳健性为前提, 本文提出两阶段稀疏表示模型, 该模型利用局部正则化项和小模板表示系数的 L1 范数约束, 不仅较好地解决了 L1 跟踪对目标模板中离群信息敏感的问题, 而且保留了对遮挡具有稳健性的优点。在此基础上, 为了提高跟踪速度, 基于块坐标优化原理<sup>[12]</sup>, 结合局部约束线性编码(LLC)<sup>[13]</sup>和软阈值<sup>[14]</sup>操作, 本文提出了两阶段快速稀疏表示算法, 有效地提高了稀疏表示的计算速度。结合粒子滤波方法, 实现了基于提出的稀疏表示模型和算法的稳健快速视觉跟踪。将本文方法与现有的跟踪方法在标准图像序列中进行了比较分析, 验证了本文方法的稳健性和快速性。

## 2 两阶段稀疏表示模型

L1 跟踪在表示候选目标时, 分别利用目标模板和小模板对目标和遮挡进行表示。表示方法为

$$\mathbf{y} = \mathbf{T}\mathbf{a} + \mathbf{I}\mathbf{e} = [\mathbf{T}, \mathbf{I}] \begin{bmatrix} \mathbf{a} \\ \mathbf{e} \end{bmatrix} = \mathbf{B}\mathbf{c}, \quad (1)$$

式中  $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^D$  为候选目标,  $\mathbf{R}^D$  表示 D 维欧氏空间,  $\mathbf{T} = [t_1, t_2, \dots, t_M] \in \mathbf{R}^{D \times M}$  为目标模板, 单位矩阵  $\mathbf{I} \in \mathbf{R}^{D \times D}$  为小模板。  $\mathbf{a} \in \mathbf{R}^M$  为目标模板表示系数,  $\mathbf{e} \in \mathbf{R}^D$  为小模板表示系数,  $\mathbf{B} = [\mathbf{T}, \mathbf{I}] \in \mathbf{R}^{D \times (M+D)}$  为模板集。则模板集表示系数  $\mathbf{c} = [\mathbf{a}, \mathbf{e}]^T$  可以通过

$$\min_{\mathbf{c}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{c}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{c}\|_1 \quad (2)$$

求解, 式中  $\|\cdot\|_1$  和  $\|\cdot\|_2$  分别表示 L1 和 L2 范数,  $\lambda$  为正则化参量。

(2) 式中, 表示系数  $\mathbf{c}$  的 L1 范数约束(即稀疏性约束), 保证了 L1 跟踪对局部遮挡具有稳健性。但  $\mathbf{c}$  的 L1 范数约束, 也造成了单个模板表示候选目标的情况, 如果此时模板中含有离群信息, 则可能导致模型漂移, 甚至是跟踪失败。同时, 为了计算表示系数  $\mathbf{c}$ , 需要求解(2)式的多个 L1 最小问题, 该计算过程比较复杂, 会严重影响跟踪速度。

针对 L1 跟踪的缺点, 结合文献<sup>[13]</sup>, 本文提出两阶段稀疏表示模型:

$$\min_{\mathbf{a}, \mathbf{e}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{T}\mathbf{a} - \mathbf{I}\mathbf{e}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{d} \odot \mathbf{a}\|_2^2 + \lambda_2 \|\mathbf{e}\|_1 \text{ s.t. } \mathbf{1}^T \mathbf{a} = 1, \quad (3)$$

式中局部适配器  $\mathbf{d} = \exp\left[\frac{\text{dist}(\mathbf{y}, \mathbf{T})}{\sigma}\right]$  的作用是计算候选目标  $\mathbf{y}$  与目标模板  $\mathbf{T}$  的相似程度,  $\text{dist}(\mathbf{y}, \mathbf{T}) =$

$[\text{dist}(\mathbf{y}, \mathbf{t}_1), \dots, \text{dist}(\mathbf{y}, \mathbf{t}_M)]^\top$  中的  $\text{dist}(\mathbf{y}, \mathbf{t})$  代表  $\mathbf{y}$  和  $\mathbf{t}$  之间的欧氏距离, 参量  $\sigma$  的作用是调整局部适配器的局部衰减,  $\odot$  代表向量之间的元素对应相乘,  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为正则化参量,  $\mathbf{1}$  表示所有元素均为  $\mathbf{1}$  的矩阵。

该模型的优点是: 利用局部正则化项  $\|\mathbf{d} \odot \mathbf{a}\|_2^2$  的局部约束性, 保证在表示候选目标时, 与候选目标越相似的目标模板所起的作用越显著, 这不仅有效地解决了单个模板表示目标的问题, 而且减弱了相似度低的目标模板的干扰; 同时, L1 范数约束项  $\|\mathbf{e}\|_1$  的稀疏性, 确保了对局部遮挡的稳健性。两种约束的共同作用, 有效地保证了跟踪的稳健性。在此基础上, 将目标模板和小模板表示系数的求解过程分解为两个阶段, 分别采用 LLC 和软阈值操作。由于两阶段的稀疏表示结果均为闭合解, 故有效地提高了稀疏表示的计算速度。

### 3 两阶段快速稀疏表示算法

在保证稳健性的前提下, 为了提高跟踪方法的速度, 基于块坐标优化原理, 结合 LLC 和软阈值操作, 提出了两阶段快速稀疏表示算法, 分别得到  $\mathbf{a}$  和  $\mathbf{e}$ 。

第一阶段, 在已知  $\mathbf{e}$  的情况下, (3) 式转化为

$$\min_{\mathbf{a}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{Ie} - \mathbf{Ta}\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{d} \odot \mathbf{a}\|_2^2 \text{ s.t. } \mathbf{1}^\top \mathbf{a} = 1. \quad (4)$$

为了在(4)式的基础上进一步排除重要性较小的目标模板对计算复杂度的影响, 在计算表示系数前, 首先通过  $K$  临近(KNN)算法寻找与候选目标最相似的  $K$  个目标模板构成新的目标模板集  $\mathbf{T}_K$ , 则(4)式可以进一步简化为

$$\min_{\tilde{\mathbf{a}}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{Ie} - \mathbf{T}_K \tilde{\mathbf{a}}\|_2^2 \text{ s.t. } \mathbf{1}^\top \tilde{\mathbf{a}} = 1, \quad (5)$$

然后通过构造候选目标的局部重建权值矩阵, 计算得到目标模板表示系数  $\tilde{\mathbf{a}}$ 。

第二阶段, 在已知目标模板表示系数  $\tilde{\mathbf{a}}$  的情况下, (3) 式可以转化为

$$\min_{\mathbf{e}} \frac{1}{2} \|\mathbf{Ie} - (\mathbf{y} - \mathbf{T}_K \tilde{\mathbf{a}})\|_2^2 + \lambda_2 \|\mathbf{e}\|_1. \quad (6)$$

由于(6)式为凸优化问题, 由文献[14]可知, 可以通过软阈值操作对其进行求解, 即  $\mathbf{e} = S_{\lambda_2}(\mathbf{y} - \mathbf{T}_K \tilde{\mathbf{a}})$ 。 $S_{\lambda}(x) = \text{sgn}(x) \cdot \max\{|x| - \lambda, 0\}$  为软阈值操作,  $\text{sgn}(\cdot)$  为符号函数。以块坐标优化原理为基础, 结合 LLC 和软阈值操作, 提出两阶段快速稀疏表示算法:

- 1) 输入: 候选目标  $\mathbf{y}$ , 目标模板集  $\mathbf{T}$ , 正则化参量  $\lambda_2$ , 模板数  $K$ ;
- 2) 初始化  $\mathbf{e} = \mathbf{0}$ ;
- 3) 重复步骤 1);
- 4) 使用 KNN 算法构造新的目标模板集  $\mathbf{T}_K$ , (4) 式简化为 (5) 式;
- 5) 通过构造局部重建权值矩阵, 计算目标模板表示系数  $\tilde{\mathbf{a}}$ ;
- 6) 通过  $\mathbf{e} = S_{\lambda_2}(\mathbf{y} - \mathbf{T}_K \tilde{\mathbf{a}})$  对 (6) 式进行求解, 计算小模板表示系数  $\mathbf{e}$ ;
- 7) 直到收敛或达到截止条件;
- 8) 输出:  $\mathbf{a} = \tilde{\mathbf{a}}, \mathbf{e}$ 。

### 4 目标跟踪

使用粒子滤波方法实现目标跟踪, 该方法由预测和更新两部分组成。设  $t$  时刻目标状态为  $\mathbf{x}_t = (x_t, y_t, w_t, h_t, \theta_t)$ 。其中,  $(x_t, y_t)$  为目标区域中心位置,  $(w_t, h_t)$  为目标区域的宽度和高度,  $\theta_t$  为目标的倾斜角。 $\mathbf{y}_{1:t} = \{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_t\}$  表示 1 到  $t$  时刻的图像观测。 $t$  时刻目标状态的先验概率为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t-1}) = \int p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{y}_{1:t-1}) d\mathbf{x}_{t-1}, \quad (7)$$

式中状态转移模型为  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$ , 其具体表示形式为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1}) = N(\mathbf{x}_t; \mathbf{x}_{t-1}, \mathbf{\Psi}), \quad (8)$$

式中  $\mathbf{\Psi}$  为对角矩阵, 对角线上的元素表示相应状态变量的方差。在  $t$  时刻, 得到图像观测  $\mathbf{y}_t$ , 此时更新得到

的后验概率为

$$p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t}) \propto p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t) p(\mathbf{x}_t | \mathbf{y}_{1:t-1}), \quad (9)$$

式中  $p(\mathbf{y}_t | \mathbf{x}_t)$  为观测似然模型。在  $t$  时刻,第  $i$  个候选目标的图像观测为  $\mathbf{y}_t^i$ ,利用算法 1 对(10)式进行求解,可以得到其表示系数。

$$\min_{\mathbf{a}_t^i, \mathbf{e}_t^i} \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_t^i - \mathbf{T}_t \mathbf{a}_t^i - \mathbf{I} \mathbf{e}_t^i\|_2^2 + \lambda_1 \|\mathbf{d}_t^i \odot \mathbf{a}_t^i\|_2^2 + \lambda_2 \|\mathbf{e}_t^i\|_1, \text{ s.t. } \mathbf{1}^T \mathbf{a}_t^i = 1. \quad (10)$$

所以观测似然模型可以表示为

$$p(\mathbf{y}_t^i | \mathbf{x}_t^i) = \frac{1}{\Gamma} \exp[-\alpha d(\mathbf{y}_t^i; \mathbf{T}_t)], \quad (11)$$

式中  $\alpha$  为高斯核尺度参量,  $\Gamma$  为归一化因子,图像观测  $\mathbf{y}_t^i$  与目标模板集  $\mathbf{T}_t$  之间的二次距离  $d(\mathbf{y}_t^i; \mathbf{T}_t)$  可以定义为

$$d(\mathbf{y}_t^i; \mathbf{T}_t) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y}_t^i - \mathbf{T}_t \mathbf{a}_t^i - \mathbf{I} \mathbf{e}_t^i\|_2^2 + \lambda_2 \|\mathbf{e}_t^i\|_1. \quad (12)$$

以粒子滤波为基础,结合两阶段快速稀疏表示算法的跟踪方法步骤如下:

- 1) 输入:初始化的目标状态  $\mathbf{x}_1$  和目标模板  $\mathbf{T}_1$ ;
- 2) 通过状态转移模型  $p(\mathbf{x}_t | \mathbf{x}_{t-1})$  得到候选目标采样;
- 3) 利用第 3 节中两阶段快速稀疏表示算法计算表示系数,并通过(11)、(12)式得到每个候选采样的观测似然模型  $p(\mathbf{y}_t^i | \mathbf{x}_t^i), i=1, 2, \dots, N$ ;
- 4) 通过计算候选采样的最大观测似然,估计  $t$  时刻的最优状态  $\hat{\mathbf{x}}_t$ ;
- 5) 利用文献[2]中的方法更新目标模板  $\mathbf{T}_t$ ;
- 6) 如果未到最后一帧,则转至步骤 2);如果已到最后一帧,则跟踪结束;
- 7) 输出:跟踪结果  $\hat{\mathbf{x}}_t$ 。

## 5 实验结果与分析

使用 Matlab R2013a 为开发工具,在 Intel(R) Core(TM) CPU 主频 1.70 GHz,内存 4 GB 的台式电子计算机上实现了提出的跟踪方法。使用数据库中的视频图像序列 Faceoccl、Car4、Jogging、David、David3 和 Jumping 验证跟踪方法适应不良条件的能力<sup>[15]</sup>,并与 L1 跟踪<sup>[2]</sup>,L1APG<sup>[10]</sup> 和 MTT<sup>[11]</sup> 进行了比较实验。跟踪方法的参数设置为: $K=5, \lambda_2=0.1$ ,模板大小为  $32 \times 32$ ,模板数为 16,候选采样粒子数  $N=600$ 。

### 5.1 实验结果

在图 1(a)中,被跟踪目标受到了短期严重遮挡的干扰,从实验结果可以看出,本文对应的跟踪结果具有较好的精度。在图 1(b)中,通过光照条件改变和目标尺度改变两种影响因素测试了 4 种跟踪方法的性能,从实验结果可以看出,可以较好地适应这两种因素的影响,而 L1 跟踪和 MTT 容易受到阴影的干扰。在图 1(c)中,相对于其他几种方法,本文方法体现出了对短期完全遮挡较好的稳健性。在图 1(d)中,本文方法较好地适应了光照条件改变,目标的面外旋转和外观变化等不良因素的影响。在图 1(e)中,同时出现了短期遮挡和目标的面外旋转,从实验结果可以看出,本文提出方法较好地应对了两种不利条件的影响。在图 1(f)中,由于快速运动的影响,被跟踪目标出现了模糊的现象,本文方法在该图像序列中表现出了较好的适应能力。

同时使用成功率和精度<sup>[15]</sup>两个参量对跟踪方法的性能进行定量评价,设跟踪结果和实际目标窗口分别为  $r_t$  和  $r_a$ ,则重叠评分可以表示为  $S = |r_t \cap r_a| / |r_t \cup r_a|$ ,其中  $\cup$  和  $\cap$  分别表示两个区域的并集和交集,如果重叠评分  $S$  比规定阈值  $t_0$  高,则认为在这一帧图像上跟踪成功,最终计算成功帧占图像序列的比例作为成功率评价依据。在进行精度比较时,定义跟踪得到的目标中心位置与目标实际中心位置的欧氏距离为中心位置误差,将中心位置误差小于规定阈值的图像帧占总图像帧数的比例作为跟踪精度评价的依据,本文使用的阈值范围为  $0 \sim 50$  pixel。图 2 给出了 4 种方法针对 6 个图像序列的成功率和精度曲线的定量比较。通过不同图像序列的比较发现,本文方法在成功率和精度两个方面均优于其他 3 种方法。

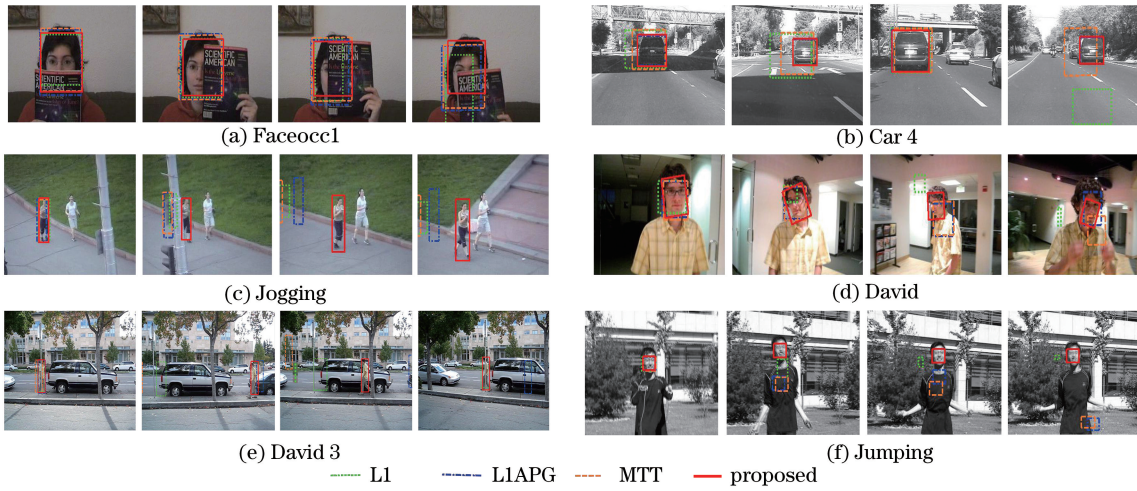


图 1 跟踪结果比较

Fig. 1 Comparison of tracking results

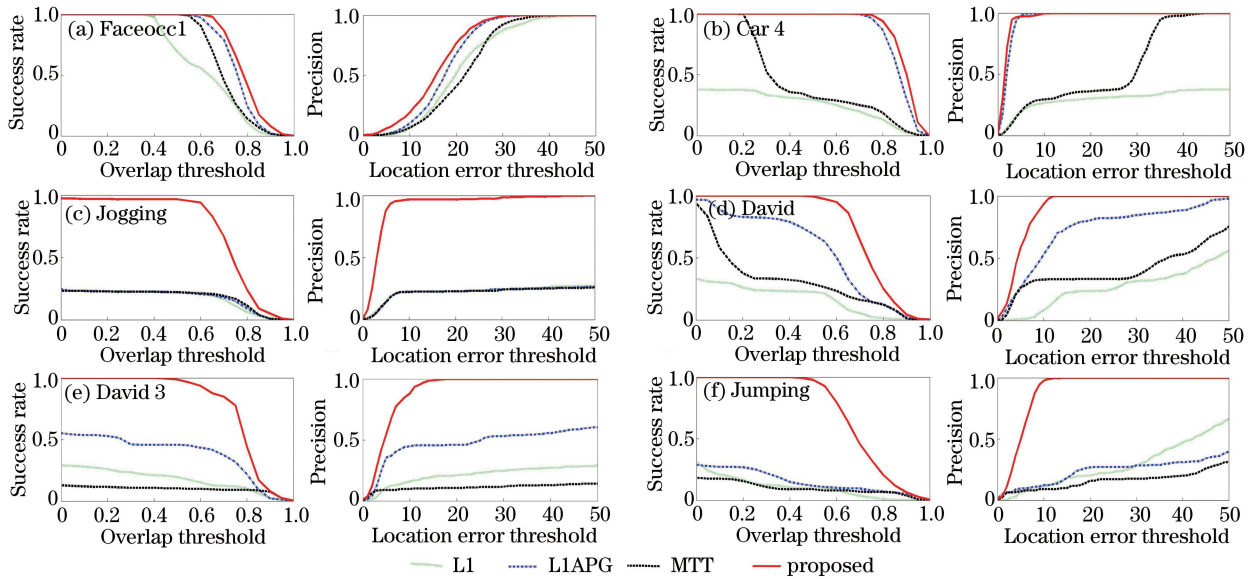


图 2 成功率和精度比较

Fig. 2 Comparison of success rate and precision

### 5.2 计算复杂度分析

假设  $T \in R^{D \times M}$  是 L1 跟踪、LIAPG、MTT 和本文方法的目标模板集,  $N$  为候选采样粒子数,  $k$  为 LIAPG 和 MTT 和本文算法的迭代次数。为了比较不同跟踪方法的速度, 并保证实验的公平性, 只比较 4 种跟踪方法最耗时的部分, 即目标模板表示系数的计算, 而不考虑模板的更新环节, 同时保持运行环境相同和参量设置一致, 即: 模板大小均为  $32 \times 32$ , 模板数为 16, 候选采样粒子数均为 600。每种跟踪方法的计算复杂度和计算时间如表 1 所示。由实验结果可知: LIAPG, MTT 和本文方法作为 L1 跟踪的改进方法, 都在速度方面有了很大的提升, 但是本文方法的提升幅度更为明显。

表 1 计算复杂度与计算时间比较

Table 1 Comparison of computational complexity and computation time

Tracking method	L1	LIAPG	MTT	Proposed
Computational complexity	$O[N(D^2 + DM)]$	$O(NkDM)$	$O(NkDM)$	$O(NDK^3)$
Time /s	316.528	1.121	1.471	0.489

### 5.3 讨 论

由以上实验可知, 本文提出的方法在跟踪的稳健性和速度方面均优于 L1 跟踪, 其主要原因如下。

在提高跟踪稳健性方面:首先,通过本文提出的稀疏表示算法求解得到的小模板表示系数,继承了 L1 跟踪中小模板表示系数具有稀疏性的优点,保证了对局部遮挡的稳健性。在此基础上,一方面,由于 L1 跟踪采用的是将目标模板和小模板的表示系数一起进行求解的方式,所以目标模板和小模板的表示系数均具有稀疏性,而目标模板表示系数的稀疏性则可能造成很少的几个甚至是单个模板表示候选目标的情况,如果此时的模板含有离群信息,则可能导致表示效果的下降,甚至会出现跟踪失败的情况。而本文提出的稀疏表示算法则通过 KNN 算法选择与候选目标最相似的特定数目的目标模板构成新的目标模板集,这样就排除了单个目标模板表示候选目标的情况,同时也减小了相似度较低的目标模板对表示候选目标的干扰。另一方面,考虑到遮挡信息对跟踪结果的影响,本文提出的跟踪方法在构造观测似然模型时引入了小模板表示系数,故有效地提高了构造观测似然的精确性。基于以上两个方面,本文方法的稳健性优于 L1 跟踪。

在提高跟踪速度方面:由于 L1 跟踪采用的是目标模板和小模板的表示系数共同进行求解的方式,所以造成了需要求解多个 L1 最小问题的情况,该过程计算量比较大。为了避免这种情况的发生,本文提出的稀疏表示算法将目标模板和小模板的表示系数分别进行求解。首先,假设已知小模板表示系数,此时采用 LLC 算法求解目标模板表示系数,该算法通过 KNN 算法从目标模板集中选择特定数目的  $K$  个目标模板构成新的模板集,由于  $K$  比较小,所以该过程消耗时间较少。然后只需通过构造局部重建权值矩阵即可得到目标模板表示系数,由于其结果为闭合解,所以计算简单、速度较快。然后,假设已知目标模板表示系数,则该问题转化为求解凸优化问题的全局最优解,此时采用软阈值操作对小模板表示系数进行高效求解。基于块坐标优化原理,将以上两个步骤迭代进行,构成了本文提出的两阶段快速稀疏表示算法。由于表示系数求解的高效性,本文提出的跟踪方法在速度方面优于 L1 跟踪。

## 6 结 论

提出的两阶段稀疏表示模型,分别利用局部正则化项  $\|d \odot a\|_2$  和小模板表示系数的 L1 范数约束,保证目标模板能够良好地表示被跟踪目标并排除了局部遮挡的干扰。基于块坐标优化原理,提出了两阶段快速稀疏表示算法。该算法的两个阶段分别使用 LLC 和软阈值操作计算目标模板和小模板表示系数,结果均为闭合解,有效地提高了跟踪速度。以粒子滤波为方法,结合提出的表示模型和算法,实现了对目标稳健快速地跟踪。最后,经过多个图像序列的检验,将提出的跟踪方法与现有方法进行比较,结果表明,本文提出的跟踪方法具有较好的跟踪稳健性和速度。

## 参 考 文 献

- 1 Wright J, Yang A Y, Ganesh A, *et al.* Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210-227.
- 2 Mei X, Ling H B. Robust visual tracking using L1 minimization [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2009: 1436-1443.
- 3 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: 1822-1929.
- 4 Zhong W, Lu H C, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1838-1845.
- 5 Wang D, Lu H C, Yang M H. Least soft-threshold squares tracking [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2371-2378.
- 6 Wang D, Lu H C, Yang M H. Online object tracking with sparse prototypes [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(1): 314-325.
- 7 Liu B Y, Lin Y, Huang J Z, *et al.* Robust and fast collaborative tracking with two stage sparse optimization [C]. Europe Conference on Computer Vision, 2010: 624-637.
- 8 Huang J Z, Huang X L, Metaxas D. Learning with dynamic group sparsity [C], 12<sup>th</sup> International Conference on Computer Vision, 2009: 64-71.
- 9 Mei X, Ling H B, Wu Y, *et al.* Minimum error bounded efficient L1 tracker with occlusion detection [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011: 1257-1264.

- 10 Bao C L, Wu Y, Ling H B, *et al.* Real time robust L1 tracker using accelerated proximal gradient approach[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012: 1830-1837.
- 11 Zhang T Z, Ghanem B, Liu S, *et al.* Robust visual tracking via multi-task sparse learning[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 101(2): 367-383.
- 12 Tseng P, Yun S. Block-coordinate gradient descent method for linearly constrained nonsmooth separable optimization[J]. Journal of Optimization Theory and Application, 2008, 140(3): 513-535.
- 13 Wang J, Yang J, Yu K, *et al.* Locality-constrained linear coding for image classification [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 3360-3367.
- 14 Yang A Y, Ganesh A, Zhou Z H, *et al.* A review of fast L1-minimization algorithms for robust face recognition[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(8): 3234-3246.
- 15 Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: A benchmark[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411-2418.