

基于分段加权的反向稀疏跟踪算法研究

邵 豪¹, 张 莹^{1,2}, 王 飞¹, 张东波^{1,2}, 薛 亮¹

1. 湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105

2. 机器人视觉感知与控制技术国家工程实验室, 长沙 410082

摘 要: 为提高稀疏表示跟踪模型性能, 提出一种分段加权的反向稀疏跟踪算法, 将跟踪问题转化为在贝叶斯框架下寻找概率最高的候选对象问题, 构造不同的分段权重函数来分别度量候选目标与正负模板的判别特征系数。通过池化来降低跟踪结果的不确定性干扰, 选择正负模板加权系数差值最大的候选表示作为跟踪结果。实验表明, 在光照变化、遮挡、快速运动、运动模糊情况下, 所提出的算法可以确保跟踪结果的准确性和鲁棒性。

关键词: 反向稀疏; 贝叶斯估计; 分段加权; 目标跟踪

文献标志码: A **中图分类号:** TP391 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1711-0220

邵豪, 张莹, 王飞, 等. 基于分段加权的反向稀疏跟踪算法研究. 计算机工程与应用, 2019, 55(4): 159-162.

SHAO Hao, ZHANG Ying, WANG Fei, et al. Research on piecewise weighted inverse sparse tracking algorithm. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(4): 159-162.

Research on Piecewise Weighted Inverse Sparse Tracking Algorithm

SHAO Hao¹, ZHANG Ying^{1,2}, WANG Fei¹, ZHANG Dongbo^{1,2}, XUE Liang¹

1. College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China

2. National Engineering Laboratory for Robot Visual Perception and Control Technology, Changsha 410082, China

Abstract: To improve the performance of sparse representation tracking model, a piecewise weighted inverse sparse tracking algorithm is proposed, which translates the tracking problem into finding the most probable candidate target within Bayesian framework. Different piecewise weighted functions are constructed to separately measure the discriminant characteristic coefficients of the candidate target with the positive and negative templates. The pooling is utilized to reduce the uncertainty of the tracking results of interference, then the candidate represented by the biggest difference between the positive and negative template weight coefficients is chosen as the tracking result. Experiments indicate that the proposed algorithm can ensure the accuracy and robustness of tracking results in case of the light changes, occlusion, fast motion, motion and blur.

Key words: reverse sparse; Bayesian estimation; piecewise weighted; target tracking

1 引言

稀疏表示^[1]广泛应用于各领域, Mei 和 Ling^[2]首次将稀疏表示引入到目标跟踪领域, 将目标跟踪问题看作一个在贝叶斯推理框架下的 L1 凸优化问题(L1 跟踪)。但当目标外观发生突变时, 此时 L1 跟踪算法难以估计出最佳样本。为解决此问题 Zhong 等^[3]引入背景模板, 提出两个独立稀疏表示模型, 并综合两个模型的信息进行目标跟踪。但需要对所有候选样本进行两次稀疏求

解。文献[4-8]中提出的正向稀疏表示模型跟踪算法, 将目标模板作为过完备字典的组成部分, 所有候选目标都必须通过具有稀疏约束的目标模板重建, 因此每帧需要解决数百个优化问题。Zhuang 等^[9]提出综合利用目标模板和背景模板信息反向稀疏表示, 减少了求解次数, 但当目标出现偏差时, 新的背景模板会导致图谱区分能力下降。为了增强目标跟踪对干扰的抵抗力, 吉训生等^[10]增大了受干扰影响与未受干扰影响的候选目标之

基金项目: 国家自然科学基金(No.61773330); 湖南省自然科学基金(No.2017JJ2251)。

作者简介: 邵豪(1992—), 女, 硕士研究生, 主要从事机器视觉的研究, E-mail: 18873270272@163.com; 张莹(1972—), 男, 博士, 副教授, 主要从事可视计算、模式识别、视觉导航等研究。

收稿日期: 2017-11-15 **修回日期:** 2017-12-29 **文章编号:** 1002-8331(2019)04-0159-04

CNKI 网络出版: 2018-04-19, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20180417.1720.012.html>

间的区分度,但特征提取方面没有考虑图像空间结构信息;黄丹丹等^[11]利用多个局部判别稀疏模型表示目标减弱表现变化对模型的影响,但对遮挡及形变严重时目标的跟踪效果并不理想;胡正平等^[12]构造了全局和局部的结构外观模型,但跟踪效果与跟踪目标框的缩放因子 k 的取值密切相关。

考虑以上算法的不足,为了充分利用前景信息,减小背景信息的干扰,本文提出了一种分段加权的反向稀疏目标跟踪算法,用不同的分段度量函数分别衡量候选目标与正负模板的相似度。反向稀疏表示可以降低计算复杂度,容易获得稀疏表示中的判别性信息^[13],保证了跟踪结果的稳定性。

2 稀疏表示模型的目标跟踪问题

一般情况下,跟踪中采样候选目标数量比模板数量大得多,反向表示重构次数少。反向稀疏约束下的跟踪问题的求解表达式为:

$$\arg \min_C \|T - YC\|_2^2 + \gamma \sum_i \|c_i\|_1 \quad (1)$$

s.t. $c_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, (p+n)$

其中, $T = [T_{\text{pos}}, T_{\text{neg}}] = [t_1, t_2, \dots, t_p, t_{p+1}, \dots, t_{p+n}]$; Y 为候选目标; $C = [c_1, c_2, \dots, c_p, c_{p+1}, \dots, c_{p+n}]$; $T_{\text{pos}}, T_{\text{neg}}$ 为正模板(目标部分)和负模板(背景信息:非目标部分); 下标 p 和 n 分别表示正模板和负模板的个数; $c_i = [c_i^1, c_i^2, \dots, c_i^m]^T$ 表示第 i 个模板的稀疏系数, c_i^m 表示第 i 个模板与第 j 个候选目标的相似度; γ 表示稀疏惩罚参数。

为了提高计算效率和减小计算复杂度,引入拉普拉斯正则项^[14]以确保候选特征稀疏编码的相似性,由文献[5]可知,式(1)可转化为:

$$\arg \min_C \|T - YC\|_2^2 + \gamma \sum_i \|c_i\|_1 + \delta \text{tr}(CLC^T) \quad (2)$$

其中, δ 是调整新正则项的参数; $L = D - B$ ^[6]; $D_i = \sum_{j=1}^{p+n} B_{ij}$ 是对 c_i 度量; B 是任意两个候选目标特征的二进制关系矩阵,如果 c_j 的最近邻是 c_i , B_{ij} 取 1, 否则取 0。对于式(2)优化模型,本文引用基于加速近端梯度(Accelerated Proximal Gradient, APG^[4])的快速求解算法,APG 对于无约束优化问题的求解可达到二次收敛的速度。用 $1 \in \mathbb{R}^m$ (m 为候选目标的个数)来表示全部元素都为 1 的列向量,则式(2)可写为:

$$\arg \min_C \|T - YC\|_2^2 + \gamma 1^T C 1 + \delta \text{tr}(CLC^T) + \omega(C) \quad (3)$$

其中函数 $\omega(c_i)$ 定义如下:

$$\omega(c_i) = \begin{cases} 0, & c_i \geq 0 \\ +\infty, & c_i < 0 \end{cases} \quad (4)$$

求解式(3)得到稀疏矩阵 C , 它的每一行对应一个

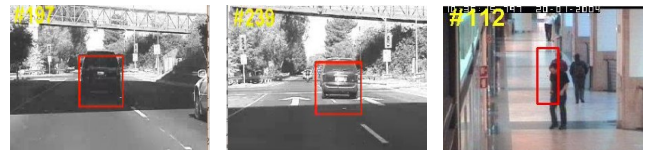
候选目标在所有正、负模板上的响应值,每一列表示某个模板在所有候选目标上的稀疏系数。对于第 i 个候选目标,其特征可表示为:

$$f_i = [C_{i1}, C_{i2}, \dots, C_{ip}, C_{i(p+1)}, \dots, C_{i(p+n)}]^T \quad (5)$$

则整体相似性度量可表示为:

$$F = [F_{\text{pos}}, F_{\text{neg}}] = [f_1, f_2, \dots, f_p, f_{p+1}, \dots, f_{p+n}] = C^T \quad (6)$$

其中每一列是一个候选目标的判别特征,表示候选目标与 p 个正模板和 n 个负模板之间的相关性。如果以判别特征 C^T 来衡量其相似度,当出现光强变化、遮挡时,跟踪易出现偏差,直至最后慢慢跟丢。如图 1 所示。



(a)光照变弱 (b)光照变强 (c)遮挡

图1 跟踪情况

为了充分利用前景信息,减小背景信息的干扰,本文提出对正、负模板系数分别乘以权重系数 Q_{ij} 和 Q'_{ij} 分段加权算法,加权后的相似度量矩阵式(6)变为:

$$W_{ij} = Q_{ij} \cdot F_{ij}; W'_{ij} = Q'_{ij} \cdot F_{ij} \quad (7)$$

3 基于分段加权的反向稀疏跟踪算法

3.1 分段式加权算法的设计

在图像处理中,光滑、可导高斯函数被广泛应用。对于正模板,其距离候选目标越近相似度越高,反之,权重越小。定义加权系数:

$$Q_{ij} = \exp\left(-\frac{\|t_i - y_j\|_2^2}{\sigma^2}\right) \quad (8)$$

式(8)的曲线图如图 2(a)所示,因为候选目标与模板的特征差值二范数非负,所以曲线图只有高斯函数的右半边。正模板离目标越近,赋予权重越大,实验结果表明,正模板加权系数取 $\sigma = 1.0$ 时代表的权重越小,对于负模板,离目标越远越好,表示该候选里所含的背景信息越少,即该候选目标是真目标的可能性越大。负模板的加权系数表达式为:

$$Q'_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|t_i - y_j\|_2^2}{\sigma^2}\right), & \|t_i - y_j\|_2 > M \\ \exp\left(-\frac{\|t_i - y_j\|_2^2}{\sigma^2}\right), & \|t_i - y_j\|_2 \leq M \end{cases} \quad (9)$$

式(9)的曲线图如图 2(b)所示,其中 $M = 1.5, \sigma = 0.8$,为了提高跟踪效果的鲁棒性,需舍弃少量不确定性干扰的小概率值,且采用文献[9]的方法更新正、负模板。将所有正、负模板加权后的系数从大到小排列,选择最大的 l 个系数进行池化计算,池化^[9]结果 S_i 由式(12)可得。

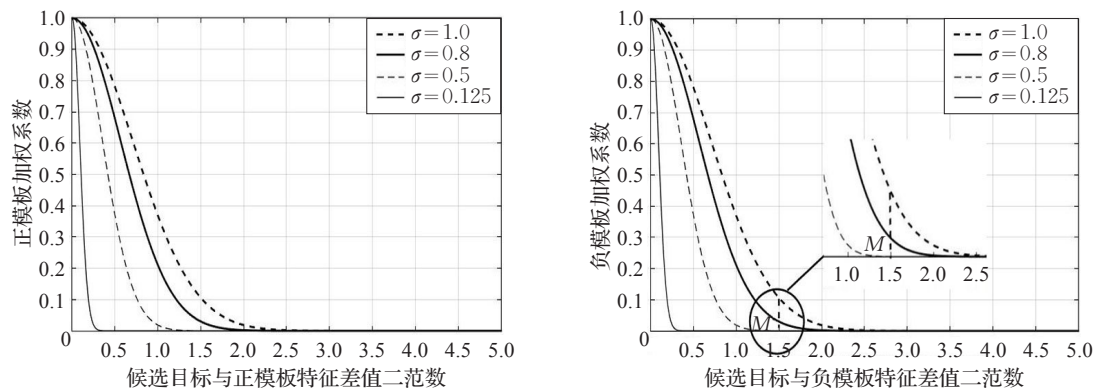


图2 加权系数曲线图

$$s_{i-pos} = L(W_{i-pos}, 1) + L(W_{i-pos}, 2) + \cdots + L(W_{i-pos}, l) \quad (10)$$

$$s_{i-neg} = L(W_{i-neg}, 1) + L(W_{i-neg}, 2) + \cdots + L(W_{i-neg}, l) \quad (11)$$

$$S_i = s_{i-pos} - s_{i-neg} \quad (12)$$

最大观测值所对应的目标即为跟踪目标:

$$p(y_i|x_i) = \max(S_i) \quad (13)$$

3.2 基于分段加权的反向稀疏跟踪算法流程图

具体流程见图3。

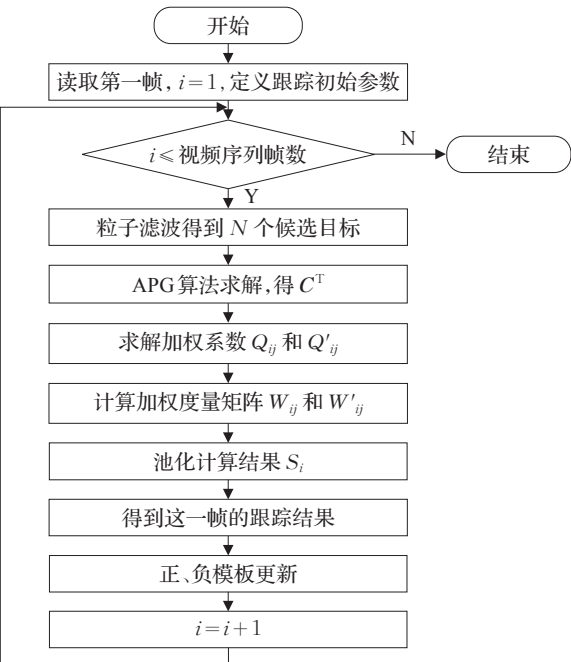


图3 分段加权算法流程图

4 实验结果与分析

本文所有跟踪算法在相同环境和相同初始化参数的情况下运行。选取4种视频序列,包含了光强变化、快速运动、模糊、遮挡等跟踪障碍,视频基本情况如表1所示。

表1 实验所用视频及其基本情况

视频名称	帧数	视频内容	视频特点
Car4	659	运动车辆跟踪	光照变化、尺度变化
Jumping	313	室外快速运动	快速运动
Caviar1	382	人(有遮挡人)运动	遮挡、尺度变化
Deer	71	动物快速模糊运动	相似背景、运动模糊、快速运动

实验取正模板个数 $p=10$,负模板个数 $n=150$,式(3)中稀疏惩罚参数 $\gamma=0.04$,拉普拉斯约束值 $\delta=0.8$,式(10)、(11)中正、负模板 $l=5$,APG算法的内层循环为5次。

4.1 跟踪性能定性分析

本文提出的分段加权算法与多任务稀疏学习跟踪(Multi-Task Tracking, MTT)^[15]、加速逼近梯度L1跟踪(L1 Tracker Using Accelerated Proximal Gradient, L1APG)^[4]、压缩跟踪(Compressive Tracking, CT)^[16]三种跟踪算法,以及所提算法不加权的情况进行对比,结果如图4所示。

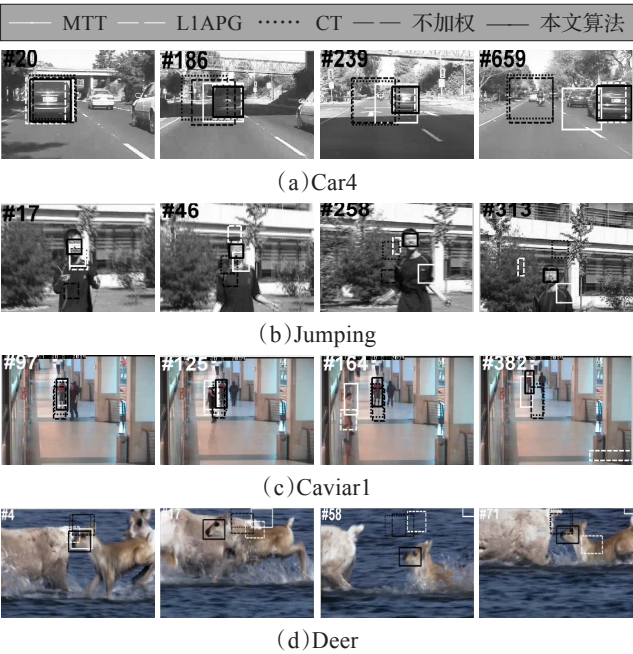


图4 4类视频在5种跟踪算法下的跟踪结果

Car4视频如图4(a)所示, #186表示车辆刚进天桥, 光线突然变暗, #239表示车辆驶出天桥, 光照突然恢复。MTT、CT和算法不加权情况下,因长时间光强变化导致出现跟踪漂移,出天桥后只有L1APG和所提加权算法能对目标进行跟踪,但本文加权算法中心误差比L1APG小。

Jumping视频如图4(b)所示,当视频运动到#17左

右时,因运动快速变化,MTT、L1APG这两种算法都不能及时调整,导致跟踪框漂移,直至彻底丢失目标;CT因为运动模糊,一直积累跟踪偏差;算法不加权下更新的模板信息不够准确,导致结果不稳定,跟踪上的帧数很少;而加权算法能完成跟踪任务,跟踪结果平均中心误差值较小。

Caviar1 视频如图4(c)所示,算法不加权时,随跟踪目标的运动和其他人遮挡,跟踪误差一直积累,跟踪效果一般;在#125左右有旁人遮挡,另外三种算法均明显出现跟踪偏差,最后跟丢目标,但加权算法仍能稳定跟踪。

Deer 视频如图4(d)所示,算法不加权时,背景信息多且相似,对跟踪目标造成干扰,跟踪效果较差;L1APG和CT算法都是在#4左右因目标出现快速运动而造成漂移,MTT在#13模糊加剧,出现明显偏差,最后随着积累误差的增大跟踪框漂移到背景框,只有加权算法跟踪鲁棒性良好。

4.2 跟踪性能定量分析

为了更加精确地比较各跟踪算法的性能,选取平均中心定位误差和平均重叠率来评价算法结果。平均中心定位误差越小,跟踪效果越好;平均重叠率越高,跟踪结果越准确。4类视频序列在5种算法下的评价数值如表2和表3所示。从对比结果可以看出,分段加权算法在平均中心定位误差和平均重叠率上都优于其他4种跟踪算法。

表2 跟踪算法的平均中心误差比较

视频名称	MTT	L1APG	CT	不加权	分段加权算法
Car4	19.28	5.64	85.65	86.22	5.53
Jumping	62.13	42.07	28.75	60.34	7.79
Caviar1	23.41	101.63	25.19	33.54	1.77
Deer	274.33	108.53	95.34	91.28	11.63
Average	94.79	64.47	58.73	67.85	6.68

表3 跟踪算法的平均重叠率比较

视频名称	MTT	L1APG	CT	不加权	分段加权算法
Car4	0.64	0.77	0.50	0.21	0.77
Jumping	0.07	0.12	0.21	0.03	0.63
Caviar1	0.41	0.26	0.37	0.27	0.88
Deer	0.05	0.05	0.10	0.10	0.70
Average	0.29	0.30	0.30	0.15	0.75

5 结论

本文提出了一种分段加权的反向稀疏跟踪算法,构造了一个新的衡量候选目标和正负模板的判别系数贡献值大小的加权函数,并与判别系数组成了最终的相似度矩阵,在一定程度上减小了背景信息的干扰,增强了跟踪结果的稳定性;并且采用反稀疏表达方式一次求解优化问题,提高了算法效率,从而较好地实现了运动目标跟踪。实验结果表明,本文算法在目标具有背景干扰、光照变化、快速运动等环境下有较好的跟踪性能。

参考文献:

- [1] 杨秋芬,桂卫华,胡豁生.2DPCA与稀疏表示模型的运动目标跟踪法[J].计算机工程与应用,2015,51(4):201-204.
- [2] Xue M,Ling H.Robust visual tracking and vehicle classification via sparse representation[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2011,33(11):2259-2272.
- [3] Zhong W,Lu H,Yang M.Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2012:1838-1845.
- [4] Bao C,Wu Y,Ling H,et al.Real time robust L1 tracker using accelerated proximal gradient approach[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2012:1830-1837.
- [5] Liu B,Huang J,Kulikowski C,et al.Robust visual tracking using local sparse appearance model and k -selection[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2013,35(12):2968-2981.
- [6] Mei X,Ling H.Robust visual tracking using ℓ_1 minimization[C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision,2009:1436-1443.
- [7] Zhang T,Ghanem B,Liu S,et al.Robust visual tracking via structured multi-task sparse learning[J].International Journal of Computer Vision,2013,101(2):367-383.
- [8] Zhong W,Lu H,Yang M.H.Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2012:1838-1845.
- [9] Zhuang B,Lu H,Xiao Z,et al.Visual tracking via discriminative sparse similarity map[J].IEEE Transactions on Image Processing,2014,23(4):1872-1881.
- [10] 吉训生,陈赛,王荣飞.局部自适应加权的逆结构稀疏表示跟踪算法[J].光电工程,2016,43(12):85-91.
- [11] 黄丹丹,孙怡.基于稀疏加权模型的局部判别跟踪[J].计算机工程,2016,42(9):226-234.
- [12] 胡正平,谢荣路,王蒙,等.基于视觉显著图在线更新的结构反稀疏目标跟踪算法[J].信号处理,2017,33(1):43-52.
- [13] 何成伟.基于局部判别性反稀疏表示的视觉跟踪模型研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2014.
- [14] Gao S,Tsang I W H,Chia L T,et al.Local features are not lonely-Laplacian sparse coding for image classification[C]//2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2010:3555-3561.
- [15] Zhang T,Ghanem B,Liu S,et al.Robust visual tracking via multi-task sparse learning[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2012:2042-2049.
- [16] Zhang K,Zhang L,Yang M H.Real-time compressive tracking[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin,Heidelberg:Springer,2012:864-877.