

帧间连续结构稀疏表示的目标跟踪算法

侯跃恩¹ 李伟光²

(嘉应学院计算机学院 梅州 514000)¹ (华南理工大学机械与汽车工程学院 广州 510000)²

摘要 目标跟踪技术在日常生活和生产中有着广泛的应用,但是设计一种具有鲁棒性、准确性和实时性的跟踪算法仍具有很大的难度。为了提高跟踪算法的性能,设计了一种帧间连续结构稀疏表示目标跟踪算法。该算法在粒子滤波框架下进行,采用结构稀疏表示的原理重构候选目标。首先采用目标和背景样本构建稀疏字典,以提高算法对目标和背景的区分能力。然后,构建含有帧间连续约束项的结构稀疏表示目标方程,该目标方程可以有效利用目标状态的连续性来确定目标状态。进而,根据重构残差设计了一种相似度描述方法,与传统方法相比,该方法对相似目标不敏感。最后,通过6组对比实验证明该算法具有较高的鲁棒性和准确性。

关键词 目标跟踪,稀疏系数,粒子滤波,稀疏表示,帧间连续

中图分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.03.062

Inter-frame Consistency Structured Sparse Representation Object Tracking Algorithm

HOU Yue-en¹ LI Wei-guang²

(School of Computer, Jiaying University, Meizhou 514000, China)¹

(School of Mechanical & Automotive Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510000, China)²

Abstract Object tracking technology is widely used in daily life and production. However, designing an accurate, robust and real-time object tracker is still a challenging task. For improving the performance of tracking algorithm, an inter-frame consistency structured sparse representation object tracking algorithm was designed. The algorithm is carried out under the framework of particle filter, and uses the principle of structured sparse representation to recombine candidate targets. Firstly, the dictionary is constructed by target and background templates. Hence the ability of discriminating target and background is improved. Secondly, a structured sparse representation objective function, which contains inter-frame consistency constraint term, is built. The function is able to decide targets by using the consistency of target state. Thirdly, according to the residual error information, a likelihood measurement is developed. Comparing to traditional likelihood measurements, the proposed measurement is insensitive to similar target. Finally, the proposed tracking algorithm was proved to be more robust and accurate through 6 compared experiments.

Keywords Object tracking, Sparse coefficient, Particle filter, Sparse representation, Inter-frame consistency

1 引言

目标跟踪技术在视觉机器人控制、人机交互、自动驾驶、自动生产和人机互动等领域有着广泛的应用,但是开发一种在光照变化、目标形态变化、尺度变化、目标被遮挡和复杂背景的情况下鲁棒的目标跟踪算法还具有很大的难度^[1-2]。目前,许多目标跟踪算法在粒子滤波框架下进行,粒子滤波框架通过粒子的转移模型在每帧产生大量的粒子来逼近目标状态。然后,通过粒子的表示模型计算粒子与目标的相似性,从而实现真实目标状态的逼近。随着模式识别技术研究的深入,一种名为稀疏表示的样本建模技术得到了研究人员的广泛关注,这种技术可以提高模式识别的鲁棒性和准确性^[3-6]。

2009年,Mei等人^[7]将该技术应用于目标跟踪领域,设计了一种包括目标模板和琐碎模板的稀疏字典来对粒子进行重构,根据重构残差确定目标的状态。引入琐碎模板一方面解决了因目标模板数量有限而不能构成完备模板字典的问题,另一方面使跟踪对遮挡和噪声干扰不敏感,但也使跟踪算法对相似目标不敏感。同时,算法在解稀疏方程的过程中有较大的计算量,实时性不强。为了降低目标跟踪算法的计算量,文献^[8-10]对算法进行了改进。Mei等人^[8]提出了一种边界粒子重采样算法,减少了参与稀疏表示计算的粒子的数量。文献^[9-10]采用加速近邻梯度算法(Accelerated Proximal Gradient Algorithm, AGP)将所有粒子在目标方程中进行统一优化,加快了计算速度。为了提高跟踪算法的鲁棒性,文献

到稿日期:2016-01-11 返修日期:2016-07-20 本文受国家高技术研究发展计划(863计划)(2015AA043005),广东省自然科学基金(2014A030307038)资助。

侯跃恩(1983-),男,博士,讲师,主要研究方向为机器视觉, E-mail: houyueen@jyu.edu.cn; 李伟光(1958-),博士,教授,主要研究方向为自动化技术。

[11-14]对稀疏表示目标方程进行改进。王保宪等人^[11]提出了一种双向稀疏表示目标跟踪算法,该方法既用稀疏字典线性重构候选目标,也用候选目标重构稀疏字典,采用 AGP 算法求解目标方程,提高了跟踪算法的性能。Wang 等人^[12]将主元分析法引入稀疏表示目标方程中,并采用迭代法对目标方程进行求解。文献[13]提出了一种稀疏表示框架下的多特征融合目标跟踪算法,该算法可以自适应地选取区分度大的特征参与计算,提高了算法的鲁棒性。文献[14]提出了一种联合模板稀疏表示跟踪算法,在该算法中候选目标用初始目标模板和当前帧部分粒子共同稀疏表示,提高了算法的鲁棒性。文献[11-14]均对样本整体进行稀疏表示,只考虑了样本的整体信息,没有考虑样本的局部信息,跟踪准确性有所欠缺,在复杂条件下容易造成跟踪误差的积累。除此之外,研究人员采用样本分块的思想构建目标方程,Bai 等人^[15]提出了一种结构稀疏表示跟踪算法,算法将样本进行分块处理;并研究了一种分块正交匹配追踪算法来求解目标方程,加快了跟踪的速度。文献[16]提出了一种本地结构稀疏表示跟踪算法,有效地利用了样本的局部信息,并在重构系数中提取相似度信息,提高了跟踪的准确性,但该方法没有利用帧间目标状态的关系参与决策,跟踪性能有进一步提升的空间。

受样本分块思想的启发,本文研究了一种帧间连续结构稀疏表示目标跟踪算法。算法在粒子滤波框架下采用结构稀疏表示的原理线性重构候选目标。考虑到目标状态帧间的连续性,在稀疏表示目标方程中嵌入稀疏系数连续约束项,并求解目标方程。根据重构残差,设计一种样本相似度的描述方法,该方法能更有效地区分目标和背景。本文的贡献主要有以下两点:

1)传统的目标跟踪算法均没有有效利用跟踪结果时间上的连续性来参与目标状态决策,本文算法利用连续两帧间的目标状态具有连续性这一性质,将稀疏系数连续性的约束项嵌入目标方程,可以使用上帧目标状态参与下帧目标状态的决策,使算法对相似目标和复杂背景的干扰不敏感。

2)根据重构残差设计一种样本的相似性度量方法,该方法不仅考虑了目标的重构情况,还考虑了背景的重构情况,有效地提高了算法对目标背景的区分能力。

2 算法研究

2.1 帧间连续目标方程

本文采用结构稀疏表示的思想构建目标方程,为了减少计算量,采用灰度特征描述样本。稀疏字典由若干目标模板和背景模板构成,在首帧,目标状态由鼠标点击获取,目标模板由 $\|s_p - s\| < r_1$ 获得,其中 s_p 为获取目标模板的中心坐标, s 为目标的中心坐标, r_1 为半径。背景模板由 $r_3 < \|s_n - s\| < r_2$ 获得,其中 s_n 为获取背景模板的中心坐标, r_3 和 r_2 分别为内环和外环的半径。假设在首帧获得 n_1 个样本模板 t_1, t_2, \dots, t_{n_1} 和 n_2 个背景模板 b_1, b_2, \dots, b_{n_2} , 设 $n = n_1 + n_2$, 其中 $t_i \in R^{m \times 1}, b_i \in R^{m \times 1}, m$ 为每个模板的维数。利用分块思想将每个模板分为 k 个分块^[16],以模板 t_i 为例,可以得到 $t_i^1, t_i^2, \dots, t_i^k$ 。稀疏字典 D 由目标模板和背景模板的分块构建, $D = [t_1^1, t_1^2, \dots, t_{n_1}^k, b_1^1, b_1^2, \dots, b_{n_2}^k]$ 。采用同样方法,候选目标

y 分成 k 个分块 y^1, y^2, \dots, y^k 。使用 D 对 y 的其中一个分块 y^i 进行线性稀疏重构,可得:

$$\arg \min_{a^i} (\|y^i - Da^i\|_2^2 + \lambda_1 \|a^i\|_1) \quad (1)$$

其中, $a^i \in R^{b \times 1}$ 为稀疏系数, λ_1 为一常数,其大小决定系数的稀疏度。式(1)为 1 范数最小二乘优化问题,对其求解的运算量较大,可以对式(1)放松限制,将其转换成 2 范数最小二乘优化问题。文献[4-5]证明了采用 2 范数对目标方程进行约束可以获得与式(1)类似的识别效果,但其计算量大大减小。式(1)可以改写为:

$$\arg \min_{a^i} (\|y^i - Da^i\|_2^2 + \lambda_1 \|a^i\|_2^2) \quad (2)$$

可由式(3)获得式(2)的解。

$$a^i = (D^T D + \lambda_1 I)^{-1} y^i \quad (3)$$

其中, $I \in R^{b \times 1}$ 为单位对角矩阵。

目前,稀疏表示目标跟踪算法没有有效利用目标状态帧间连续的性质来参与目标状态的决策。通过实验发现,使用目标稀疏系数帧间的连续性可以减少干扰目标对决策的影响。图 1 示出了稀疏系数连续性对跟踪结果的影响,图 1(a)和图 1(b)分别为某测试视频第 135 帧和 136 帧的截图,黑色方框为目标,白色方框为与目标相似的干扰目标,图 1(c)和图 1(d)分别为第 135 帧和 136 帧目标通过式(2)求得的稀疏系数,图 1(e)为第 135 帧干扰目标的稀疏系数。从图中可以看出,图 1(e)和图 1(d)的稀疏系数分布具有较大的相似性,而图 1(c)则不具备这种相似性。所以,有效利用帧间稀疏系数的连续性可以避免相似目标或背景对跟踪结果的干扰,从而提高算法的鲁棒性。

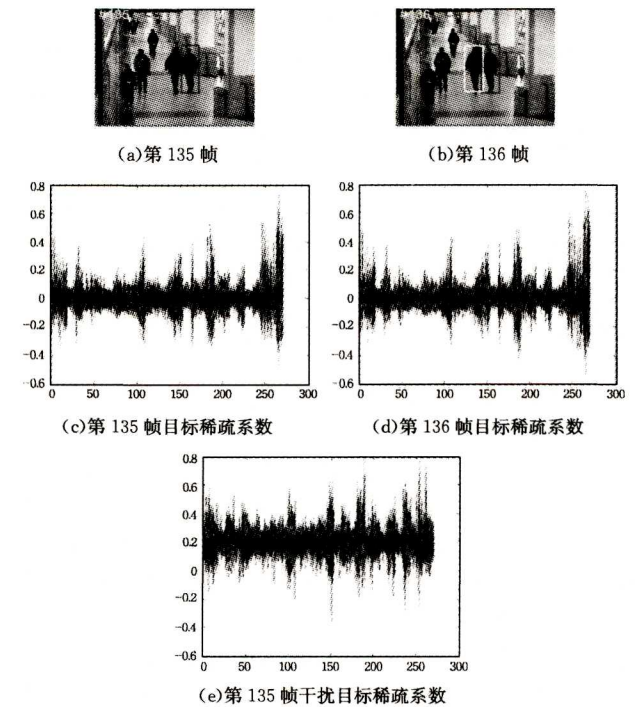


图 1 稀疏系数连续性

根据这一性质,将稀疏系数连续的限制项嵌入目标方程:

$$\arg \min_{a^i} (\|y^i - Da^i\|_2^2 + \lambda_1 \|a^i\|_2^2 + \lambda_2 \|a^i - a_0^i\|_2^2) \quad (4)$$

其中, a_0^i 为 y^i 上一帧的稀疏系数, λ_2 为一标量,决定了帧间稀疏系数相似性对目标方程的贡献。通过第 3 项约束目标方

程,可以保证连续两帧目标状态的连续性。式(4)为求 a^i 的最优解问题,设 $F = \|y^i - Da^i\|_2^2 + \lambda_1 \|a^i\|_2^2 + \lambda_2 \|a^i - a_0^i\|_2^2$, $\frac{\partial F}{\partial a^i} = -D^T y^i + D^T D a^i + \lambda_1 a^i + \lambda_2 (a^i - a_0^i)$, F 的最小值出现在 $\frac{\partial F}{\partial a^i} = 0$ 时,可得:

$$a_i = (D^T D + \lambda_1 I + \lambda_2 I)^{-1} (D^T y^i + \lambda_2 a_0^i) \quad (5)$$

其中,如果模板字典没有更新, $(D^T D + \lambda_1 I + \lambda_2 I)^{-1}$ 只需计算一次,计算量较小。

2.2 相似性度量

对于候选目标 y 的一个分块 y^i ,其对应的稀疏系数为 $a^i = [a_1^i, a_2^i, \dots, a_k^i]^T$,在稀疏字典 $D = [t_1^k, t_2^k, \dots, t_{n_1}^k, b_1^k, b_2^k, \dots, b_{n_2}^k]$ 中,与 y^i 对应的目标模板的分块为 $t_1^k, t_2^k, \dots, t_{n_1}^k$,如果 y 为真实目标,则 $t_1^k, t_2^k, \dots, t_{n_1}^k$ 可以更好地重构 y^i ,即残差 $e_p = y_i - a_1^i t_1^k - a_2^i t_2^k - \dots - a_{n_1}^i t_{n_1}^k$ 是一个较小的值,而 D 中其他列向量由与 y^i 不对应的目标模板分块和背景模板分块构成,不能很好地重构 y^i ,其对应的残差 e_n 为一个较大值, e_n 可由式(6)获得:

$$e_n = y^i + e - e_p \quad (6)$$

其中, $e = y^i - Da^i$ 。从模板字典的结构可以看出,正确目标的 e_p 值较小,而 e_n 是一个比较大的值。所以 y^i 的相似性 S^i 可以用式(7)度量:

$$S^i = \exp(-(\|e_p\|_2^2 - \|e_n\|_2^2)) \quad (7)$$

这样处理更有效地区分了目标与背景,同时增加了跟踪的准确性。整个样本 y 的相似度 S 为:

$$S = \sum_{i=1}^k S^i \quad (8)$$

从式(7)可以看出,相似性度量对与目标对应的分块相似度高的候选目标进行奖励,对与之不对应的目标分块和背景样本相似度高的候选目标进行惩罚,有效增加了目标背景的区别力,同时提高了跟踪的准确性。在所有候选目标中,相似度最高的候选目标即为目标状态:

$$\tilde{S} = \underset{S_i}{\operatorname{argmax}}(S_i) \quad (9)$$

其中,下标 i 为粒子序号。

2.3 模板字典更新

在跟踪过程中,目标形态、光照条件和背景可能会发生变化,使用固定的模板字典会导致跟踪的失败。文中构建的模板字典包括目标模板和背景模板两部分,采用不同的方法对它们进行更新。

目标模板更新的效果对跟踪结果的影响较大,如果直接使用跟踪结果更新目标模板,在跟踪出现偏移时,错误的目标模板更新将严重影响跟踪结果。为了减少跟踪偏移对跟踪结果的影响,采用稀疏表示与主元分析相结合的方法来更新目标模板。

在跟踪过程中,每 f 帧对跟踪结果进行一次收集,可以得到向量集 $R = [r_i, r_{i+1}, \dots, r_{i+f-1}]$,其中, $r_i \in R^{m \times 1}$ 为第 i 帧跟踪结果的特征向量。对 R 进行主元分析,可以得到基 U 。第 $i+f$ 帧的跟踪结果用 U 和琐碎模板线性重构:

$$\arg \min_{b,c} (\|r_{i+f} - \sum_{j=i}^{i+f-1} r_j / f - [U, I][b, c]^T + \lambda_3 \|b, c\|_2^2) \quad (10)$$

其中, λ_3 为一标量, $I \in R^{m \times m}$ 为琐碎模板(单位对角矩阵), b 为 U 部分的稀疏系数, c 为 I 部分的稀疏系数。替代模板由式(11)获得:

$$r = bU + \sum_{j=i}^{i+f-1} r_j / f \quad (11)$$

从式(11)可以看出,即使出现了短暂的偏离目标的情况,其对模板更新的影响亦有限。

r 用来替代目标模板中的一个模板,被替代的模板采用随机的方式进行选择,每个目标模板被替换的概率与其获得的时间有关。由于越早获得的目标模板的可信度越高,因此越早获得的目标模板被替换的概率越低,越晚获得的目标模板被替换的概率越高。

对于背景模板,则每 f 帧用新的模板进行替换,新的背景模板在目标周围采样,采样方法与首帧获得背景模板的方法相同。

2.4 目标跟踪算法流程

采用粒子滤波原理逼近目标真实状态,设前 t 帧粒子的观察值为 o_1, o_2, \dots, o_t ,第 t 帧的第 i 个粒子的状态定义为 z_i ,那么可得:

$$p(z_t | o_{1:t}) \propto p(o_t | z_t) \int p(z_t | z_{t-1}) p(z_{t-1} | o_{1:t-1}) dz_{t-1} \quad (12)$$

其中, $p(o_t | z_t)$ 为粒子的观察模型, $p(z_t | z_{t-1})$ 为粒子的运动模型。运动模型使用 6 维仿射变换描述 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_6$,它们分别是横轴方向移动、纵轴方向移动、尺度变化、旋转角度变化、长宽比变化和扭转角度变化。假设 6 个参数互相独立,且它们的变化服从高斯分布,则运动模型可以表示为:

$$p(z_t | z_{t-1}) = N(z_t; \Sigma, z_{t-1}) \quad (13)$$

其中, $\Sigma \in R^{6 \times 6}$ 为对角矩阵,对角线上的元素为 $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_6$ 。采用式(13)构建粒子的运动模型,跟踪算法可以适应目标尺度、形状和旋转的变化。跟踪算法的流程见算法 1。

算法 1 目标跟踪算法

输入: t 帧图像,初始帧目标状态

1. for $i=1:t$
 2. if $i==1$
 3. 获取目标背景样本,对样本分块,构建稀疏字典
 4. endif
 5. 用式(13)更新粒子状态
 6. 用式(4)构建稀疏系数连续目标方程,用式(5)求解候选目标稀疏系数
 7. 用式(7)和式(8)计算每个候选目标的相似度
 8. 用式(9)确定目标的状态
 9. if i 能被 f 整除
 10. 更新模板字典
 11. endif
 12. endfor
- 输出: 每帧目标状态

3 实验

本文算法通过 Matlab 2009b 进行编程验证,实验计算机的主频为 2.4GHz,内存为 4GB,运行系统为 Windows 7。算法在粒子滤波框架下进行,粒子(候选目标)的数量决定了算

法的运算速度和跟踪的准确度,粒子越多,跟踪的准确度越高,但运算速度越慢。为了兼顾两者之间的平衡,使用600个粒子对目标进行逼近。为了兼顾效率与准确性,将每个样本映射到 32×32 的矩阵上,每个样本分为9个分块^[16]。在初始帧,用20个样本模板和30个背景模板构建稀疏字典。式(4)中 λ_1 决定系数的稀疏度对目标方程的贡献,将其设为0.01^[7]; λ_2 决定连续两帧稀疏系数相似度对目标方程的影响,通过实验将其设为0.5。式(10)中, f 取值为5,即每5帧进行一次稀疏字典更新, λ_3 的取值为0.01^[16]。

选择视频 ThreePastShopcor, Trellis, SYLV, Shaking, Singer1 和 Cliffbar 来测试算法的性能。这些视频都是国际上通用的测试视频,可以将本文算法与其他算法进行有效的比较。另外,选择的测试视频涵盖了跟踪过程中遇到的主要困难,如视频 ThreePastShopcor 测试相似目标和目标遮挡对算法的影响,视频 Shaking 和 Trellis 测试目标光照和形态变化的情况下算法的性能,视频 Singer1 测试目标尺度变化和光照变化下算法的性能,视频 Cliffbar 测试相似背景、尺度变化和自目标旋转时跟踪算法的性能。与此同时,选择了4种算法与本文算法在相同的条件下进行比较,这些算法分别是L1算法^[7]、SCM算法^[17]、LSST算法^[12]和ASL算法^[16]。这些算法都是目前比较先进的跟踪算法,都是在粒子滤波框架下进行比较的,与本文算法有相同的粒子运动模型,因此与本文算法具有可比性。

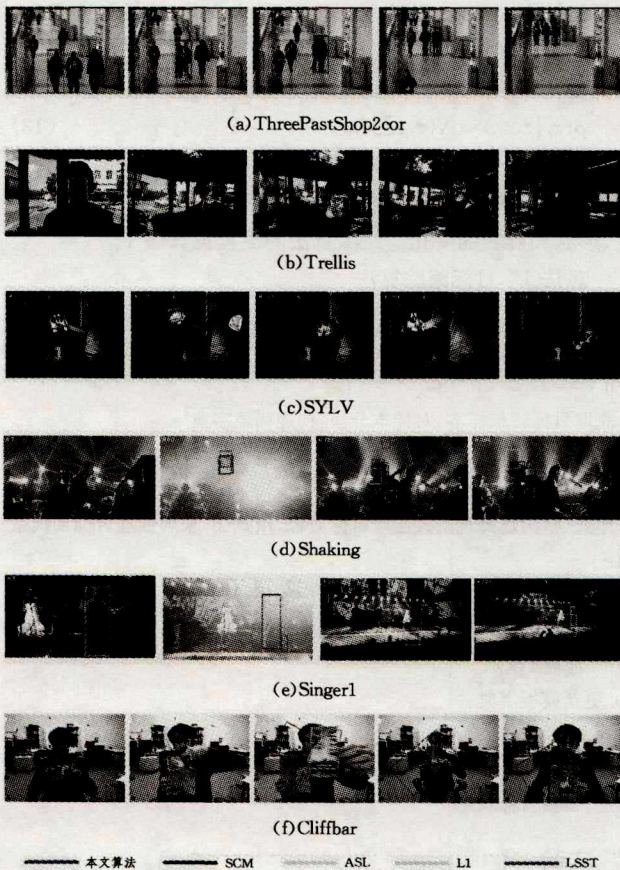


图2 跟踪结果

图2为5种算法跟踪结果的截图,截图选择了6组视频中比较有代表性的帧。图2(a)为视频 ThreePastShop2cor 的

跟踪结果,ASL 和 L1 算法分别在第120帧和259帧锁定了干扰目标,而本文算法、SCM算法和LSST算法不受干扰目标的影响,完成了跟踪任务。图2(b)为视频 Trellis 的跟踪结果,L1算法受光照影响,在355帧丢失了目标,在第415帧由于目标形态的变化,只有本文算法可以重新锁定目标,其他所有算法均偏离了目标。视频 SYLV 为长视频,5种算法的跟踪结果如图2(c)所示,在第1043帧,L1,ASL和LSST算法离开了目标,SCM和本文算法虽然没有偏离目标,但尺度都出现了偏差,在第1334帧只有ASL算法和本文算法没有偏离目标。视频 Shaking 的跟踪结果如图2(d)所示,在所有算法中,只有本文算法可以完成对目标的跟踪。视频 Singer1 的跟踪结果如图2(e)所示,由于光照的强烈变化,L1和LSST在第81帧出现了偏差,由于相似背景的干扰和尺度的连续变化,SCM算法在第321帧出现了偏差。本文算法和ASL算法不受各种因素的干扰,成功完成了跟踪任务。最后一个测试视频为 Cliffbar,其跟踪结果如图2(f)所示,受目标旋转和相似背景的影响,L1,LSST和SCM算法在第154帧出现了偏移,本文算法与ASL算法对相似背景和目标旋转不敏感,完成了整个视频的跟踪。

从实验结果可以看出,本文算法由于利用了帧间稀疏系数的连续性来构建目标方程,同时采用含有目标和背景信息的相似性度量方法,对相似目标和复杂背景不敏感,有一定的鲁棒性。图3示出了5种算法在6组测试视频中的中心误差,中心误差定义为跟踪结果中心坐标与真实目标中心坐标的欧氏距离:

$$Centererror = \sqrt{(x_r - x_g)^2 + (y_r - y_g)^2} \quad (14)$$

其中, x_r 和 y_r 分别为跟踪结果的横轴和纵轴方向的坐标, x_g 和 y_g 分别为真实目标的横轴和纵轴方向的坐标,单位为像素。

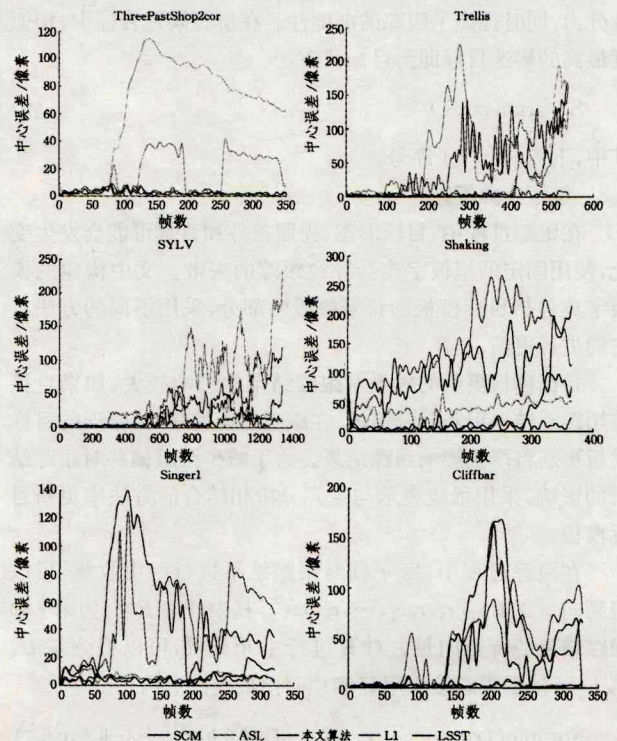


图3 中心误差

表 1 列出了 5 种算法在各视频中的平均中心误差,单位为像素,用加粗字体标识了每组视频中最小的平均误差,用下划线标识了第二小的平均误差,本文算法在视频 Trellis, SYLV 和 Shaking 中都有最好表现,在视频 ThreePassShop2cor 和 Cliffbar 中取得了第二好的成绩。

表 1 平均中心误差

视频	本文算法	L1	SCM	LSST	ASL
ThreePassShop2cor	<u>2.49</u>	16.89	3.07	2.23	65.12
Trellis	3.62	59.15	<u>17.92</u>	48.98	21.64
SYLV	7.18	55.92	27.13	16.57	<u>7.61</u>
Shaking	8.89	145.60	<u>19.91</u>	105.62	37.14
Singer1	6.14	46.35	<u>5.88</u>	48.80	5.98
Cliffbar	<u>2.35</u>	41.96	31.16	39.85	2.25
平均值	5.11	60.97	<u>17.51</u>	43.67	23.29

中心误差只能反映跟踪结果和真实目标中点之间的距离,并不能反映跟踪结果在形状和尺度上与真实目标的关系,为了对跟踪结果进行更客观的评判,使用 PASCAL VOC 标准判断跟踪成功率^[18]。该标准定义了跟踪结果和真实目标的重合率 $overlap = \frac{area(result \cap groundture)}{area(result \cup groundture)}$,其中, $result$ 为跟踪结果, $groundture$ 为真实目标, $area(\cdot)$ 为计算面积。如果某帧的 $overlap$ 大于 50%,表示该帧跟踪成功,否则表示失败。表 2 列出了 5 种算法在 6 组视频中的成功率统计,加粗字体为最高成功率,下划线标识了第二高的成功率。除了视频 ThreePassShopcor 和 Cliffbar 外,本文算法在所有视频中均取得了最高的跟踪成功率,在光照变化、目标旋转、目标形态变化、尺度变化、遮挡和复杂背景的条件下表现出较强的鲁棒性。需要指出,SCM 和 ASL 算法都采用分块的思想设计跟踪算法,在 6 组具有挑战的测试视频中均取得了较好的结果,但本文算法由于有效利用了帧间目标状态的连续性,且设计的相似性度量考虑了目标和背景之间的关系,因此取得了更好的跟踪效果。

表 2 跟踪成功率

视频	本文算法	L1	SCM	LSST	ASL
ThreePassShop2cor	0.99	0.48	1	1	0.21
Trellis	0.94	0.24	<u>0.85</u>	0.18	0.74
SYLV	0.73	0.22	0.45	0.43	<u>0.71</u>
Shaking	0.89	0.01	<u>0.73</u>	0	0.08
Singer1	1	0.34	0.86	0.18	1
Cliffbar	<u>0.98</u>	0.32	0.47	0.41	1
平均值	0.92	0.26	<u>0.71</u>	0.36	0.62

实验中,本文算法、L1 算法、SCM 算法、LSST 算法和 ASL 算法的平均每帧计算时间分别为 0.11s, 3.0s, 2.13s, 0.13s 和 0.19s。需要指出:本文算法与其他参与测试的算法均在 Matlab 平台上运行,而 Matlab 语言为解释语言,这种语言采用边执行边编译的方式运行,如果将算法移植至编译语言的平台上(如 Visual C++),运算速度将有较大提升。

结束语 本文研究了一种粒子滤波框架下帧间连续结构稀疏表示的目标跟踪算法。算法有效利用连续两帧目标具有相似性这一性质,将帧间稀疏系数连续约束项嵌入目标方程,提高了跟踪算法抗干扰的能力。此外,算法用目标模板和背景模板共同构建稀疏字典,设计了一种新的相似度的度量方法,该方法不仅对目标相似度高候选目标进行奖励,还对与

背景相似度高的候选目标进行惩罚,提高了算法对目标背景的区别能力。在 6 组测试视频中的对比实验证明了本文算法在复杂的条件下具有高的鲁棒性。与此同时,算法还存在一些不足之处,比如字典更新算法虽然在一定程度上可以降低错误跟踪结果对更新效果的影响,但如果长时间出现跟踪偏移,算法将很难重新锁定目标,在未来工作中将对其进行深入研究,克服这些问题。

参考文献

- [1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a survey [J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4).
- [2] HUANG K Q, CHEN X T, KANG Y F, et al. Intelligent visual surveillance: a review [J]. China Journal of Computers, 2015, 38(6): 1093-1118. (in Chinese)
黄凯奇, 陈晓棠, 康运锋, 等. 智能视频监控技术综述 [J]. 计算机学报, 2015, 38(6): 1093-1118.
- [3] WRIGHT J, YANG A Y, ARVIND G, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 31(2): 210-227.
- [4] YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation: Which helps face recognition [C] // IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, IEEE, 2011: 471-478.
- [5] YANG M, ZHANG L, ZHANG D, et al. Relaxed collaborative representation for pattern classification [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, IEEE, 2012: 2224-2231.
- [6] AGARWAL S, ROTH D. Learning a sparse representation for object detection [J]. Computer Science, 2006, 2353: 97-101.
- [7] MEI X, LING H. Robust visual tracking using ℓ_1 minimization [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2009: 1436-1443.
- [8] MEI X, LING H, WU Y, et al. Minimum error bounded efficient L1 tracker with occlusion detection [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kyoto, IEEE, 2011: 1257-1264.
- [9] BAO C, WU Y, LING H, et al. Real time robust L1 tracker using accelerated proximal gradient approach [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, IEEE, 2012: 1830-1837.
- [10] 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.
- [11] WANG B X, ZHAO B J, TANG L B, et al. Robust visual tracking algorithm based on bidirectional sparse representation [J]. Acta Phys. Sin., 2014, 63(23): 234201. (in Chinese)
王保亮, 赵保军, 唐林波, 等. 基于双向稀疏表示的鲁棒目标跟踪算法 [J]. 物理学报, 2014, 63(23): 234201.
- [12] WANG D, LU H, YANG M H. Online object tracking with sparse prototypes [J]. IEEE Trans. on Image Process, 2013, 22(1): 314-325.
- [13] LAN X Y, MA A J, YUAN P C. Multi-Cue visual tracking using robust feature-level fusion based on joint sparse representation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recog-

- niton. Columbus, 2014; 1194-1201.
- [14] ZHANG X D, CHEN Z H, HU L M, et al. Object tracking method based on sparse representation of joint template[J]. Control and Decision, 2015, 30(9): 1696-1700. (in Chinese)
张旭东, 陈仲海, 胡良梅, 等. 基于联合模板稀疏表示的目标跟踪算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(9): 1696-1700.
- [15] BAI T, LI Y F. Robust visual tracking with structured sparse representation[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(6): 2390-2404.
- [16] 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. Providence, RI, IEEE, 2012; 1822-1829.
- [17] ZHONG W, LU H, Yang M H. Robust object tracking via sparsity-based collaborative model[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI, IEEE, 2012; 1838-1845.
- [18] EVERINGHAM M. The Pascal visual object classes (voc) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88(2): 303-338.
- [19] BAI T, LI Y F. Robust visual tracking with structured sparse representation[J]. Pattern Recognit, 2012, 45(6): 2390-2404.

(上接第 277 页)

观察图 2 和表 2 可知,在同一方法下,Data1 的计算结果最好,Data3 的结果最差,这说明模拟数据的复杂程度影响 MGTWR, GTWR 和 MGWR 的性能,数据越简单模拟效果越好,数据越复杂模拟效果越差。

结束语 本文针对全局平稳特征和时空非平稳特征同时存在的现象,提出了 MGTWR 方法。该方法继承了普通线性回归和时空地理加权回归的优势,能在一个表达中反映全局平稳特征变量和时空非平稳变量对因变量的影响。同时,针对 MGTWR 参数估计方法和估计过程中涉及的时空权函数和带宽等问题,进一步对其进行了阐述。通过模拟数据分析了 MGTWR, GTWR 和 MGWR 的性能。研究发现, MGTWR 和 GTWR 都能反映时空特征,具有较好的模拟效果, MGTWR 因考虑更全面,其模拟效果更好。MGWR 因无法反映时间变化特征,模拟效果不好,该方法更适合截面数据的回归模拟。另外,实验发现, MGTWR, GTWR 和 MGWR 的性能都受数据复杂程度影响,数据越简单模拟结果越好,数据越复杂模拟结果越差。本文提出的 MGTWR 方法和适用于 MGTWR 的带宽选择方法具有一定的创新性,能应用于研究事物全局平稳和局部的时空非平稳特性中,从而为分析较复杂的时空现象提供方法支持。

参 考 文 献

- [1] FOTHERINGHAM A S, BRUNSDON C, CHARLTON M. Geographically Weighted Regression, the Analysis of Spatially Varying Relationships[M]. New York: John Wiley & Sons, LTD, 2002; 34-45.
- [2] COXKCKX K, CANTERS F. Incorporating Spatial Non-stationarity to Improve Dasymetric Mapping of Population[J]. Applied Geography, 2015, 63: 220-230.
- [3] IMRAN M, STEIN A, ZURITA-MILLA R. Using Geographically Weighted Regression Kriging for Crop Yield Mapping in West Africa[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2015, 29(2): 234-257.
- [4] ROBINSON D P, LLOYD C D, MCKINLEY J M. Increasing the Accuracy of Nitrogen Dioxide (NO₂) Pollution Mapping Using Geographically Weighted Regression (GWR) and Geostatistics [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2013, 21: 374-383.
- [5] SONG W, JIA H, HUANG J, et al. A Satellite-based Geographically Weighted Regression Model for Regional PM_{2.5} Estimation over the Pearl River Delta Region in China[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 154: 1-7.
- [6] LV P, ZHEN H. Affecting Factors Research of Beijing Residential Land Price Based on GWR Model[J]. Economic Geography, 2010(3): 472-478. (in Chinese)
吕萍, 甄辉. 基于 GWR 模型的北京市住宅用地价格影响因素及其空间规律研究[J]. 经济地理, 2010(3): 472-478.
- [7] BRUNSDON C, AITKIN M, FOTHERINGHAM A, et al. A Comparison of Random Coefficient Modeling and Geographical Weighted Regression for Spatially Non-stationary Regression Problems[J]. Geographical and Environmental Modeling, 1999(3): 47-62.
- [8] HUANG B, WU B, BARRY M. Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(3): 383-401.
- [9] GUO J P, ZHANGX Y, CHE H Z. Correlation between PM Concentrations and Aerosol Optical Depth in Eastern China[J]. Atmospheric Environment, 2009, 43: 5876-5886.
- [10] TAN W Z. The Basic Theoretics and Application Research on Geographically Weighted Regression[D]. Shanghai: Tongji University, 2007. (in Chinese)
覃文忠. 地理加权回归基本理论与应用研究[D]. 上海: 同济大学, 2007.
- [11] WU B, LI R R, HUANG B. A Geographically and Temporally Weighted Autoregressive Model with Application to Housing Prices[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2014, 28(5): 1186-1204.
- [12] LU B B, CHARLTON M, HARRIS P, et al. Geographically Weighted Regression with a Non-Euclidean Distance Metric: a Case Study Using Hedonic House Price Data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2014, 28(4): 660-681.
- [13] XUAN H Y, LUO S H, WANG D B. Selecting Weighting Function and Determining Bandwidth Parameter of GWR Model[J]. Journal of Gansu Lianhe University (Natural Sciences), 2008(3): 10-12. (in Chinese)
玄海燕, 罗双华, 王大斌. GWR 模型中权函数的选取与窗宽参数的确定[J]. 甘肃联合大学学报(自然科学版), 2008(3): 10-12.