

基于自适应分层结构的压缩分布场跟踪算法

王亚文, 陈鸿昶, 李邵梅, 高 超

(国家数字交换系统工程技术研究中心, 河南郑州 450002)

摘 要: 为了提高分布场跟踪算法的运算效率, 增强其在复杂背景下的鲁棒性, 提出基于自适应分层结构的压缩分布场跟踪算法. 该方法充分考虑目标区域像素值分布情况, 引入 k-means 算法对首帧标记的目标区域进行聚类分析, 根据聚类结果自适应的产生分布场结构. 针对分布场模型维数较高的缺点, 融合压缩感知方法对分布场进行压缩, 降低模型维数, 提高算法效率. 此外, 改变原始分布场跟踪算法采用的局部搜索跟踪策略, 利用随机抽样的方式来提高算法跟踪精度. 实验结果表明, 提出的算法与当前流行的跟踪算法相比, 具有更好的表现.

关键词: 分布场; 压缩感知; 目标跟踪; 聚类分析

中图分类号: TP391. 41

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2017)04-0799-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.04.005

Object Tracking by Compressive Distribution Fields with Adaptive Hierarchical Structure

WANG Ya-wen, CHEN Hong-chang, LI Shao-mei, GAO Chao

(National Digital Switching System Engineering R&D Center, Zhengzhou, Henan 450002, China)

Abstract: In order to improve the efficiency of tracking algorithm based on distribution fields and the robustness of the algorithm under complex background, tracking algorithm by compressive distribution fields with adaptive hierarchical structure is presented. Distribution of pixel values in target region is considered in this method, k-means algorithm is introduced to analyse the distribution of pixel values in the first frame, adaptive hierarchical structure of distribution fields is built according to the clustering results. For the problem that the dimension of distribution field model is high, compressive sensing is combined to compress distribution fields, which can reduce the model dimension and improve the efficiency of tracking algorithm. Furthermore, local search strategy in original distribution fields tracking algorithm is changed, random sampling is used to improve the tracking accuracy. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm outperforms the state-of-the-art tracking algorithms.

Key words: distribution fields; compressive sensing; object tracking; cluster analysis

1 引言

目标跟踪的主要目的是在图像序列中实时估计出目标的位置^[1,2]. 目标跟踪在行为分析, 智能监控, 交通监管等领域都扮演着重要的角色. 目标跟踪作为计算机视觉领域的研究热点, 近年来有了较大的发展, 但同时仍然面临着复杂背景、遮挡、目标形变等许多挑战.

目标表示是跟踪系统中最重要的部分^[3], 许多学者对其进行了深入研究. Sevilla-Lara 等于 2012 年提出分布场^[4] (Distribution Fields, DF) 目标表示方法, 该方法不仅保留了目标空间结构信息, 并且通过分层将目

标与背景分割开来, 减小了背景信息对目标的干扰, 因此取得较好的跟踪效果, 受到了广泛关注. 文献[5]提出局部分布场的概念来增强跟踪算法在遮挡环境下的鲁棒性. 文献[6]利用分布场代替 Haar 特征, 结合多实例学习框架进行目标跟踪. 文献[7]改进分布场跟踪算法的搜索策略, 提高算法的效率. 但是目前分布场跟踪算法依然存在着几点不足: 一、对图像的自然分层缺少针对性, 忽视不同目标灰度值分布的差异. 二、分布场模型维数较高, 影响运算效率. 三、采用的梯度下降搜索方法易陷入局部极值, 导致目标定位不准. 针对以上三个问题, 本文提出基于自适应分层结构的压缩分布场跟

踪算法来进行改进.

2 分布场

一个分布场由多个层结构共同构成,每一层代表着像素值在特征空间中的分布情况.以灰度图像 I 为例,利用 Kronecker Delta 函数将灰度图像 I 扩展到分布场中,Kronecker Delta 函数定义为:

$$d(i, j, k) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(i, j) = k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中 i 和 j 分别表示灰度图像 I 的行数和列数, k 表示像素值所属的区间.因为分布场的层数和像素值划分的区间数是相等的,因此 k 可以认为指代的是分布场的第 k 层结构.如果假设灰度图像 I 大小为 $m \times n$,则对应的分布场大小为 $m \times n \times b$,其中 b 是像素值划分的区间数,在文献[4]中, b 设为 16.

分布场包含了目标的外观信息,为了传播这种信息,二维高斯滤波器用来平滑分布场,其公式化形式为:

$$d_s(k) = d(k) * h_{\sigma_s} \quad (2)$$

其中 d_s 表示平滑后的分布场, k 表示层结构的索引号, h_{σ_s} 是标准差为 σ_s 的二维高斯核, $*$ 表示卷积运算符.平滑后的分布场并没有丢失图像的像素信息,而是将位置不确定性引入到了图像表示中.除了针对每层图像的二维平滑以外,一维高斯核可以用于平滑整个特征空间,其公式化形式为:

$$d_{ss}(i, j) = d_s(i, j) * h_{\sigma_f} \quad (3)$$

其中 h_{σ_f} 表示标准差为 σ_f 的一维高斯核.分布场的构建和平滑如图 1 所示.

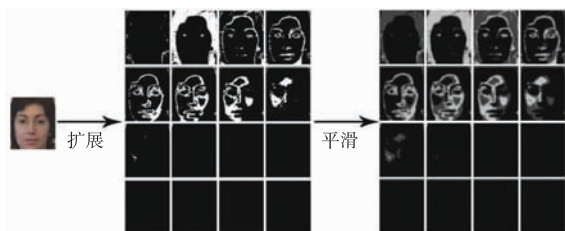


图1 分布场的构建和平滑

3 分布场的自适应分层结构

文献[4~7]均采用均匀分割的方式来构建分布场,这种分割方式实现简单,但在一些情况下利用均匀分割方式构建的分布场分离目标和背景的能力较弱,下面用图 2 来详细说明.图 2 横坐标表示像素值,纵坐标表示像素数量,虚线表示分层界限,红色曲线表示图像中目标区域内像素值的分布情况,蓝色曲线表示图像中背景区域内像素值的分布情况.当两个分布重叠部分较大时,利用均匀分割的方式难以有效区分出目标与背景,如图 2 (a) 所示,目标区域内的大部分像素

和背景区域内的大部分像素都被划分到了分布场的第 4 层.为了解决此问题,本文结合 k-means 聚类算法提出一种自适应的分层方式,该方法能够根据不同目标像素值分布情况,自适应的调整分层间隔,像素值分布越密集的区域,分层间隔越小,像素值分布越稀疏的区域,分层间隔越大,如图 2 (b) 所示.

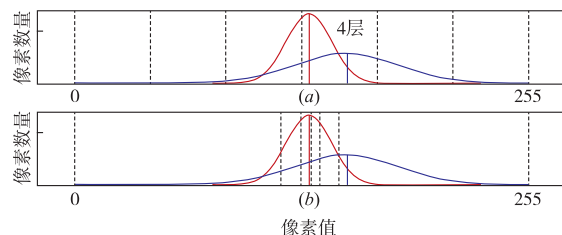


图2 均匀分割的缺点及解决办法

该方法在首帧标记目标区域之后,利用 k-means 聚类算法对目标区域的像素进行聚类,得到聚类中心,之后将聚类中心两两之间的均值作为分层界限,构建分布场,使目标外观信息均匀分布在分布场的每一层上,从而有利于目标与背景的分离,提高算法在复杂背景下的鲁棒性.自适应分层界限的获得如算法 1 中所示,实验部分将讨论分布场层数对算法性能的影响.

算法 1

输入: $x[n]$ (表示目标的一维图像向量, n 是目标区域中的像素数量)

输出: $b[k-1]$ (表示分层界限, k 表示层数)

$y[k] =$ 从 $x[n]$ 中随机选择 k 个值作为聚类的初始中心

$iteration = 0$

while $iteration < M$

for $i = 1 : n$

计算 $x[i]$ 和每个类别中心之间的距离,并记录下最小距离对应的类别 t

$cid[i] =$ 类别 t ($cid[]$ 存储每个像素对应的类别)

end

for $i = 1 : k$

查找所有属于类别 i 的像素值

$y[i] =$ 计算这些像素值的平均值

end

$iteration ++$

end

for $i = 1 : k-1$

$b[i] = 0.5 * (y[i] + y[i+1])$

end

4 压缩分布场

分布场模型维数较高,以大小为 $m \times n$ 的图像区域为例,扩展到分布场后大小变为 $m \times n \times b$,其中 b 为分布场层数.

为了降低分布场模型维数,本文结合压缩感知^[8]对分布场模型进行数据压缩.首先将分布场 $df(i, j, k)$ 转换成一维数组 $\mathbf{X}, \mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$. 然后构建稀疏测量矩阵 $\mathbf{P}, \mathbf{P} \in \mathbf{R}^{k \times n} (k \ll n)$ 其定义如下:

$$p_{i,j} = \sqrt{s} \times \begin{cases} 1, & \text{概率为 } 1/2s \\ 0, & \text{概率为 } 1 - 1/s \\ -1, & \text{概率为 } 1/2s \end{cases} \quad (4)$$

参数 s 决定测量矩阵 \mathbf{P} 的稀疏程度,本文 s 设为 3. 最后利用式(5)获得压缩后的数据 $\mathbf{V}, \mathbf{V} \in \mathbf{R}^{k \times 1}$,

$$\mathbf{V} = \mathbf{P}\mathbf{X} \quad (5)$$

测量矩阵 \mathbf{P} 的列数等于原始数据 \mathbf{X} 的维数,其行数等于压缩后数据 \mathbf{V} 的维数,因此矩阵 \mathbf{P} 的行数影响数据压缩程度,实验部分将讨论数据压缩程度对算法性能的影响.

在确定目标位置的时候,以上一帧确定的目标位置为中心,以跟踪区域的长和宽乘以搜索系数(本文设为 2)作为搜索区域的长和宽,以一定样本覆盖率(本文设为 98%)进行随机抽样,然后将这些样本扩展至分布场,并进行压缩.最后分别求解压缩后的特征与模板之间的 $L1$ 距离,如式(6)所示,确定目标样本.

$$L(\text{sample}, \text{template}) = \sum_i |V_{\text{sample}}(i) - V_{\text{template}}(i)| \quad (6)$$

其中 V_{sample} 表示分布场候选样本压缩后的一维数组, V_{template} 表示分布场模板压缩后的一维数组.最后利用最新确定的目标样本的分布场 df_{new} 来更新模板 df_{template} ,

$$df_{\text{template}} = (1 - \lambda) df_{\text{template}} + \lambda df_{\text{new}} \quad (7)$$

文中 λ 为 0.05.

5 算法流程

基于自适应分层结构的压缩分布场跟踪算法流程:

1. 在图片序列首帧人工标记目标区域,并利用 k-means 聚类算法获得分布场自适应分层界限,利用获得分层界限将首帧目标区域扩展至分布场作为模板.
2. 以前一帧的目标位置为中心,以一定的搜索系数和样本重叠率来抽样,并利用分布场自适应分层界限将所有样本扩展至分布场.
3. 以一定的压缩率对模板和候选样本进行压缩,并求解压缩后的模板与候选样本之间的 $L1$ 距离.对应距离最小的候选样本认为是目标样本.
4. 利用新确定的目标样本对模板进行更新.

6 实验

为了对本文算法进行综合性能评估,设计了三组实验.一、测试了分布场层数对算法产生的影响,并综合考虑跟踪精度和效率,确定最优分布场层数.二、测试了分布场压缩程度对跟踪精度和运算效率的影响.三、将本文算法与其它跟踪算法进行性能对比.

算法在 MATLAB R2010a 运行,计算机配置是 i7 3770(3.4 GHz), 7.86 G RAM.

6.1 分布场层数分析

分布场层数是一个重要的参数,它能够影响跟踪算法的跟踪成功率,同时也会对算法的运算效率产生影响.本节在不考虑压缩率的条件下利用 25 组标准测试序列 (*car4*, *mountainBike*, *tiger2*, *girl*, *carDark*, *couple*, *skiing*, *coke*, *jumping*, *deer*, *woman*, *fleetFace*, *liquor*, *faceOcc1*, *shaking*, *trellis*, *mhyang*, *walking2*, *faceOcc2*, *dog1*, *dudek*, *singer2*, *fish*, *walking*, *doll*^[9]) 对分布场层数进行实验分析,其方法是将定位误差阈值设为 20(单位是像素),利用 25 组测试序列统计跟踪算法在不同分布场层数条件下的平均跟踪成功率和运算速度,其结果分别如图 3 (a) 和图 3 (b) 所示,综合考虑跟踪成功率和运算效率,将分布场层数定为 16.

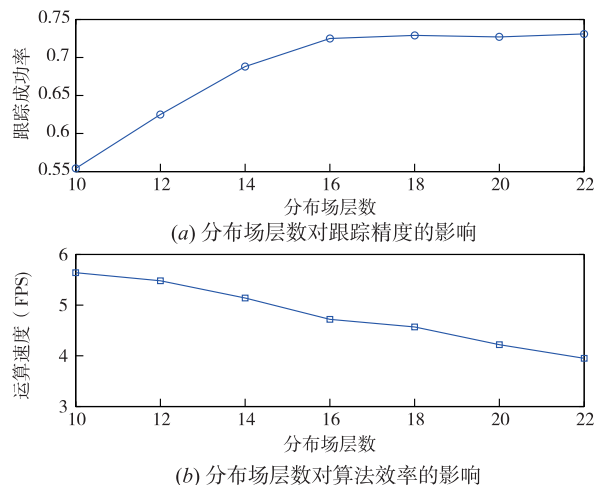


图3

6.2 分布场压缩率分析

首先定义分布场压缩率为压缩后的模型维数除以压缩前的维数.与分布场层数一样,分布场压缩率会同时影响跟踪算法的跟踪成功率和运算效率.本节限定分布场层数为 16,依然利用同 6.1 节一样的 25 组标准测试序列进行实验,其实验内容是将定位误差阈值设为 20(单位是像素),利用 25 组测试序列统计跟踪算法在不同压缩率条件下的平均跟踪成功率和运算速度,其结果分别如图 4 (a) 和图 4 (b) 所示.

综合考虑跟踪成功率和运算效率,将分布场压缩率定为 1%.

6.3 与其他鲁棒跟踪算法的跟踪性能比较

本节挑选了 5 种具有代表性的鲁棒跟踪算法 (TLD^[10], MIL^[11], CT^[8], DFT^[4], TGPR^[12]) 与本文算法进行比较,利用同 6.1 节一样的 25 组标准图像序列进行测试,并用三种指标来衡量跟踪算法的优劣.

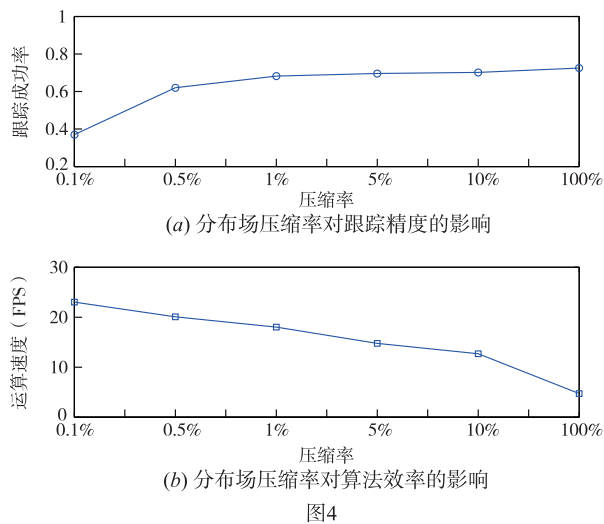


图4

1. 中心定位误差指标,其比较结果如表 1 所示. 表 1 的数据是包含本文算法在内的 6 种跟踪算法在 25 组测试集下的平均定位误差,从结果来看,本文算法具有较高的定位准确度.

表 1 与现有跟踪算法在平均定位误差(单位:像素)方面的比较

	TLD	MIL	CT	DFT	TGPR	Ours
平均误差(像素)	47.67	52.56	84.94	69.26	27.86	30.18

2. 定位误差阈值——成功率指标,其比较结果如图 5 所示,图 5 中各曲线表示的是对应的跟踪算法在不同定位误差阈值下的跟踪成功率,从图中结果可以看出,本文算法具有较高的跟踪成功率.

3. 运算速度(FPS, Frames Per Second)指标. 分别统计了本文算法与 TLD、MIL、CT、DFT、TGPR 在 25 个测试序列上处理速度的平均值,如表 2 所示. 和 DFT 算法相比,由于引入了压缩感知方法,对分布场进行数据压缩,有效降低了运算量,提高了算法效率.

为了对本文算法进行综合性能评估和结果展示,从 benchmark 划分的测试子集合 OCC (Occlusion, 遮挡

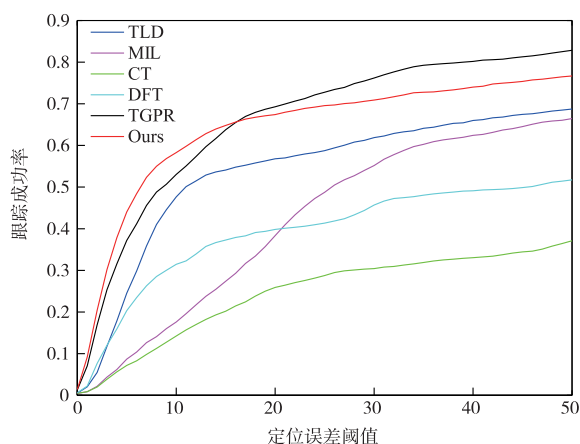


图5 跟踪成功率曲线图

问题)、FM (Fast Motion, 快速运动)、IV (Illumination Variation, 光照变化)、DEF (Deformation, 目标形变)、MB (Motion Blur, 运动模糊)以及 BC (Background Clutters, 复杂背景)等分别选取两组测试序列,并画出每组序列对应的每帧定位误差曲线图,如图 6 所示. 其中 OCC 集中选择序列 *faceOcc1* 和 *girl*; FM 集中选择 *coke* 和 *woman*; IV 集中选择 *carDark* 和 *car4*; DEF 集中选择 *couple* 和 *tiger2*; MB 集中选择 *deer* 和 *jumping*; BC 集中选择 *shaking* 和 *mountainBike*. 从图 6 结果可以看出本文算法能有效降低遮挡、快速移动、光照变化、目标形变、运动模糊以及复杂背景等问题对跟踪器的影响,提高跟踪器的鲁棒性.

表 2 跟踪算法运算速度比较

跟踪算法	TLD	MIL	DFT	CT	TGPR	Ours
运算速度(FPS)	23.88	33.74	14.68	55.37	0.38	18.02

7 结论

本文提出一种基于自适应分层结构的压缩分布场跟踪算法,该算法通过引入 k-means 聚类算法,自适应的构建符合不同目标像素值分布的分布场结构,通过这种不均匀分割能够有效将背景与目标在分布场中分离开来,增强算法在复杂背景下的鲁棒性. 针对分布场模型维数较高的问题,结合压缩感知方法对分布场进行数据压缩,降低后续处理的运算量. 此外,为了提高跟踪精度,改变了原始分布场跟踪算法利用梯度下降法搜索目标的跟踪策略,采用随机抽样方法,准确定位目标样本. 最后本文在实验部分对跟踪算法的重要参数进行了详细分析,并与其他鲁棒跟踪算法进行了比较. 实验结果表明,本文算法不仅在复杂背景下具有较好的鲁棒性,并且运算效率较高.

参考文献

- [1] 李康,何发智,潘一腾,等. 基于簇相似的多分类器目标跟踪算法[J]. 电子学报,2016,44(4):821-825.
Li Kang, He Fazhi, Pan Yiteng, et al. Multi-classifier object tracking based on cluster similarity [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(4): 821-825. (in Chinese)
- [2] 薛模根,朱虹,袁广林. 在线鲁棒判别式字典学习视觉跟踪[J]. 电子学报,2016,44(4):838-845.
Xue Mogen, Zhu Hong, Yuan Guanglin. Online robust discrimination dictionary learning for visual tracking [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(4): 838-845. (in Chinese)
- [3] Henriques J F, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.

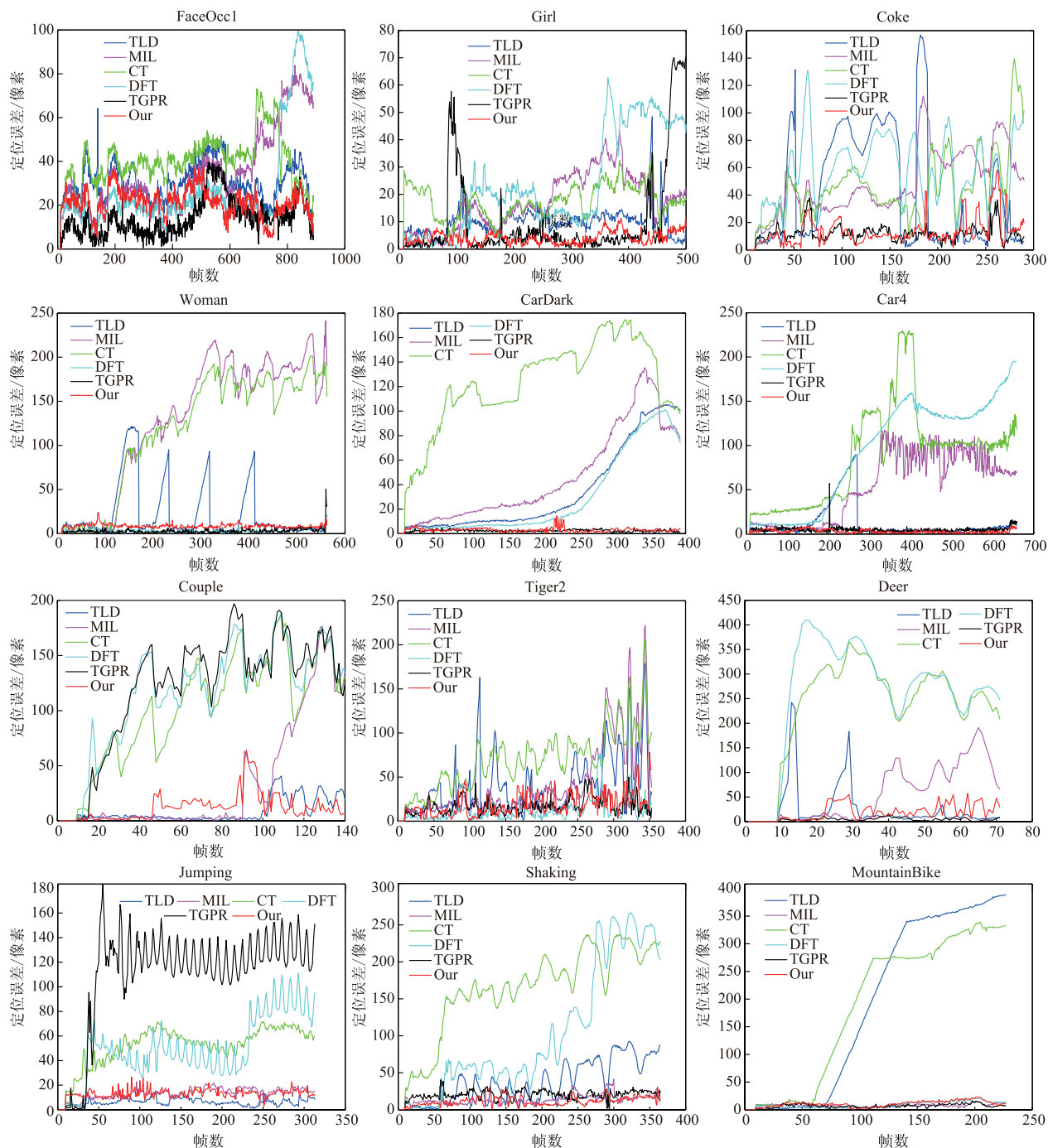


图6 测试序列每帧定位误差曲线图

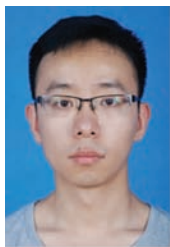
- [4] Sevilla-Lara L, Learned-Miller E. Distribution fields for tracking[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[C]. Rhode Island: IEEE, 2012. 1910 – 1917.
- [5] 石武祯, 梅林, 王文斐, 等. 面向复杂场景的局部分布场跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(11): 2031 – 2038.
- Shi Wuzhen, Mei Lin, Wang Wenfei, et al. Local distribution fields for tracking in complex scenarios[J]. Journal of

Computer Aided Design & Computer Graphics, 2014, 26(11): 2031 – 2038. (in Chinese)

- [6] Ning J, Shi W, Yang S, et al. Visual tracking based on distribution fields and online weighted multiple instance learning[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(11): 853 – 863.
- [7] 叱干鹏飞, 宁纪锋, 石武祯. 基于全局搜索的实时分布场目标跟踪方法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(10): 3169 – 3172.

- Chigan Pengfei, Ning Jifeng, Shi Wuzhen. Real-time and global searching tracking algorithm based on distribution fields [J]. Application Research of Computers, 2014, 31(10):3169-3172. (in Chinese)
- [8] Zhang K, Zhang L, Yang M H. Real-time compressive tracking[A]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision [C]. Berlin Heidelberg: Springer, 2012. 864-877.
- [9] Wu Y, Lim J, Yang M H. Object tracking benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1834-1848.
- [10] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7):1409-1422.
- [11] Babenko B, Yang M, Belongie S. Robust object tracking with online multiple instance learning[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(7):1619-1632.
- [12] Gao J, Ling H, Hu W, et al. Transfer learning based visual tracking with Gaussian processes regression[A]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision [C]. Berlin Heidelberg: Springer, 2014. 188-203.

作者简介



王亚文 男, 1990 年 8 月出生, 河南郑州人. 国家数字交换系统工程技术研究中心硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉.
E-mail: 15738321455@163.com



陈鸿昶 男, 1964 年 4 月出生, 河南新密人. 国家数字交换系统工程技术研究中心教授、博士生导师, 主要研究方向为电信网安全.