

文章编号:1007-2780(2018)07-0596-10

基于卷积神经网络的响应自适应跟踪

李 勇, 杨德东*, 毛 宁, 李雪晴

(河北工业大学 控制科学与工程学院, 天津 300130)

摘要:针对目标跟踪中的遮挡、旋转、快速运动、形变等问题,本文提出基于卷积神经网络的响应自适应跟踪算法。首先,通过卷积神经网络提取目标的多层卷积特征,利用粒子滤波算法获取目标的多模板响应图,自适应学习目标的期望响应;然后通过构造目标函数的对偶形式解决多模板联合优化问题,计算多模板情况下每层卷积特征的最优滤波参数;最后通过相关滤波算法计算多层滤波响应,通过响应加权融合的方式计算最终响应图,以此估计目标位置。本文利用 OTB-2013 数据集集中的方法测试我们提出的算法,实验表明该算法的整体成功率和精确度为 0.884 和 0.915。本文算法在距离准确度、成功率和平均跟踪误差方面均优于传统的相关滤波跟踪算法,有一定研究价值。

关键词:机器视觉;目标跟踪;卷积神经网络;响应自适应;相关滤波

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20183307.0596

Response adaptive tracking based on convolution neural network

LI Yong, YANG De-dong*, MAO Ning, LI Xue-qing

(School of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology,
Tianjin 300130, China)

Abstract: In order to solve the problem of the occlusion, rotation, fast motion, deformation in target tracking, the paper proposes the response adaptive tracking algorithm based on convolution neural network. First, we extract multi-layer convolutional features of target by using convolution neural network, and gain the multi-template response of the target exploiting particle filter algorithm to adaptively learn the objectives of the expected response. Then, the dual form of the objective function is constructed to solve the multi-template joint optimization problem in order to calculate the optimal filtering parameters of each-layer convolutional features in the multi-template case. Finally, we calculate the multi-layer response by utilizing correlation filter algorithm and calculate the final response map by using the weighted fusion method, and then the proposed algorithm estimates the target position by employing the final response map. In this paper, we use the method of OTB-2013 data set to test the algorithm, experimental results show that the overall success rate and accuracy of the algorithm are 0.884 and 0.915, respectively. The algorithm is better than the traditional correlation filter

收稿日期:2018-02-08;修订日期:2018-04-16.

基金项目:河北省自然科学基金面上项目(No.F2017202009)

Supported by the Natural Science Foundation of Hebei, China(No.F2017202009)

* 通信联系人, E-mail: ydd12677@163.com

tracking algorithm in distance precision, success rate and average tracking error, so it has a certain research value.

Key words: machine vision; object tracking; convolution neural network; response adaptation; correlation filter

1 引言

最近几年,视觉跟踪已经变成了计算机视觉研究中重要分支之一,视觉跟踪被广泛地应用于人机交互、视频监控和车载导航等领域。尽管涌现了大量优秀的跟踪算法,但是由于在跟踪过程中目标外观模型往往容易发生形变、遮挡、旋转和光照变化等情况,因此视觉跟踪仍然面临着巨大的挑战。

目标跟踪算法大致可以分别生成式^[1,2]和判别式^[3,4]两类。生成式跟踪算法通过在图像中搜索与目标模板相似的区域来确定目标位置,其需要构造复杂的目标模型,计算花费较大。判别式跟踪算法将跟踪问题转化为二值分类问题,计算复杂度低,速度较快。针对这两类跟踪方法,最近提出了大量跟踪算法。文献[2]提到的跟踪学习检测算法(TLD),将检测、学习和跟踪相结合,通过学习模块和检测模块解决了长期目标跟踪问题,提高了跟踪的成功率。文献[5]提到的稀疏协同模型的鲁棒目标跟踪(SCM),通过将稀疏判别式分类器和稀疏生成模型相结合,提高跟踪算法的鲁棒性。文献[6]提到的时空上下文跟踪算法(STC),在贝叶斯结构中将目标与周围区域的时空上下文相关性转换到频域,利用快速傅里叶变化实现鲁棒目标跟踪。文献[7]提到的核循环结构滤波跟踪算法(CSK),通过利用循环结构构造大量训练样本,将时域内计算转换到频域内,大大降低计算的时间花费,显著提高跟踪速度。文献[8]提到的高速核相关跟踪算法(KCF),通过利用核策略和梯度直方图特征(HOG)^[9],提高了跟踪的精确性和鲁棒性。

但是以上算法不能很好地解决目标跟踪中的遮挡问题、旋转问题、快速运动问题、形变问题,本文在相关滤波算法基础上提出基于卷积神经网络的响应自适应跟踪算法。因为KCF算法使用的是HOG特征^[9],面对复杂的跟踪情况很难提供

可靠的目标外观模型,同时其期望响应(或叫高斯标签)不能随跟踪情况自适应变化,不能满足实际跟踪需要。本文利用卷积特征来提高目标外观模型的可靠性,通过求解多模板滤波优化问题,自适应学习目标期望响应,获取最佳分类器,以此解决目标跟踪中的旋转、遮挡、快速运动、形变等问题,同时利用标准数据库^[10]中的六组视频序列测试本文算法性能。

2 相关滤波算法

传统的相关滤波算法将跟踪问题转化为在线回归问题,通过最小化回归误差求得最佳滤波模板,以此解决跟踪问题:

$$\min_w \|Xw - y\|_2^2 + \lambda \|w\|_2^2, \quad (1)$$

这里 $X \in \mathbf{R}^{n \times n}$, X 由目标模板 x 和它循环偏移产生的所有样本组成, y 是目标期望响应,其服从高斯分布, λ 表示正则化参数, w 表示滤波器的滤波参数。

在对偶域内求解公式(1)的闭环解,得到:

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{y}}{\hat{x}^* \odot \hat{x} + \lambda}, \quad (2)$$

这里 $\hat{\alpha}$ 表示 α 的傅里叶变换,同理 $\hat{x}$ 、 $\hat{y}$ 分别表示 x 、 y 的傅里叶变换, $\hat{x}^*$ 表示 $\hat{x}$ 的共轭复数, $\odot$ 表示元素的点积操作, $\hat{\cdot}$ 表示傅里叶变换。

然后利用相关滤波算法求解目标的响应图:

$$\hat{f}(z, \alpha) = \hat{k}^{xz} \odot \hat{\alpha}, \quad (3)$$

这里 $k^{xz} = XZ^T$, Z 表示测试样本组成的循环数据矩阵, $\hat{f}(x, z)$ 是求得的滤波响应图,通过寻找响应图中的最大响应值位置来确定跟踪目标的位置。

3 本文算法

本文在相关滤波算法的基础上提出基于卷积神经网络的响应自适应跟踪算法,图1为本文算法的跟踪流程图。

3.1 卷积特征

传统的手工标定的特征(如:HOG)易受目标外观变化的影响,很难解决目标剧烈形变、旋转、光照变化、快速运动等情况的精确目标跟踪任务。

而通过卷积神经网络提取目标的深层次卷积特征,则可以解决这些问题。图 2 是不同情况下提取的目标不同层卷积特征图。

图 2 中分别表示目标发生旋转、遮挡、快速运

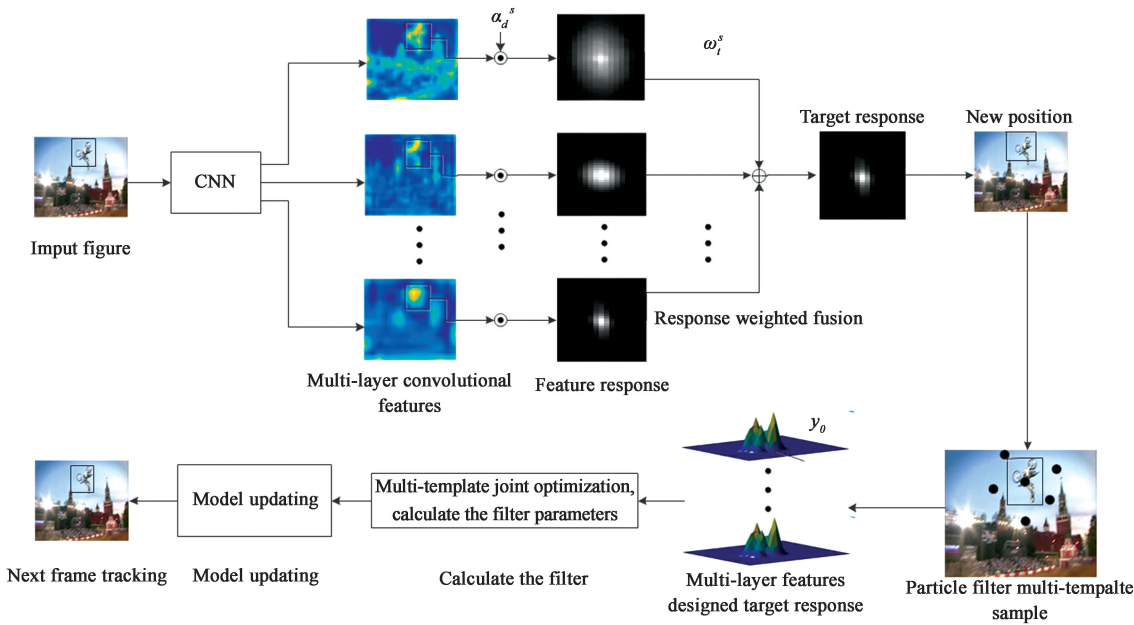


图 1 本文算法框架图

Fig.1 Algorithm tracking process

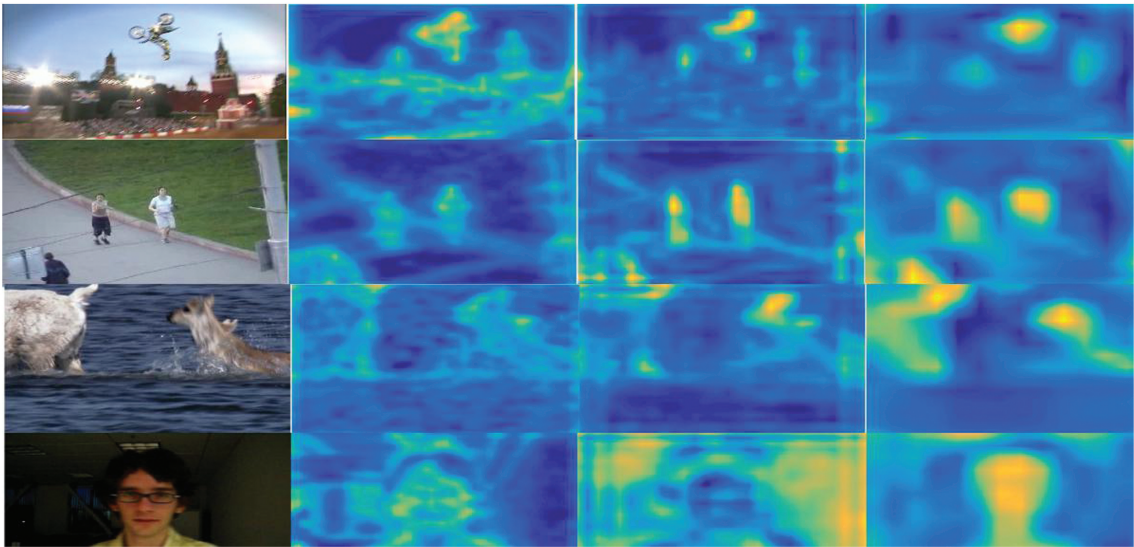


图 2 不同层卷积特征图

Fig.2 Different layers of convolutional feature map

动、光照变化情况下不同层卷积特征图(从左到右卷积层深度变高)。从图中看出,在目标发生旋转、遮挡、快速运动、光照变化等情况下,目标的卷积特征仍然可靠,且不同层的卷积特征表

征目标的不同性质,高层次卷积特征表征目标的语义信息,低层次卷积特征表征目标的纹理信息,这样可以正确区分目标与背景,实现目标的精确定位。

本文使用的卷积神经网络为 VGG-Net^[11], 其在公开数据库^[12]上提前训练好, 此网络共 19 层, 为了更好地实现目标跟踪任务, 本文利用卷积神经网络提取多层卷积特征。

3.2 多层卷积特征的响应自适应跟踪

传统的相关滤波算法, 目标期望响应(或高斯标签函数) y 一般假设是服从以目标或采样样本为中心的高斯分布, 而实际跟踪过程中, 目标的期望响应是不断变化的, 不是一个固定值, 本文利用文献[13]中的方法解决目标响应的自适应问题。

目标响应 y 不仅和目标的外观模型有关, 还和目标的运动信息有关, 将目标的运动信息考虑在内, 则公式(1)变为:

$$\min_{w, y} \| \tilde{X}w - y \| + \lambda \| w \|^2 + Z, \quad (4)$$

$$\text{这里 } Z = \lambda_1 \| w \|^2 + \lambda_2 \| y - y_0 \|, \quad (5)$$

而 $\tilde{X} \in \mathbf{R}^{kn \times n}$ 表示的是块循环矩阵, 这里目标期望响应 y 事先是不知道的, 通过目标先验知识 y_0 进行重构, y 其服从正太分布 $y \sim N(y_0, \text{diag}^{-1}(\frac{1}{2\lambda_2}))$, 本文利用粒子滤波算法近似计算

得到目标的先验知识 y_0 。样本 $\tilde{X}$ 是由 k 个样本模板生成的所有循环样本组成的样本矩阵, k 个样本模板通过粒子滤波算法在目标周围采样得到。

易知公式(4)是多模板滤波的联合优化问题, 用 $z^T = [w^T \ y^T]$ 表示, 则公式(4)变为:

$$\min_z \| \tilde{G}z \|^2 + \lambda_1 \| Ez \|^2 + \lambda_2 \| Dz - y_0 \|^2, \quad (6)$$

这里 $\tilde{G} = [\tilde{X} - \tilde{I}]$, $\tilde{I}^T = [I \ \cdots \ I]$, $E = [I \ 0]$, $D = [0 \ I]$, 从公式(6)看出, 此问题变成二次凸优化问题, 通过在对偶域内求解公式(6)的闭环解, 最终解得:

$$\hat{\alpha} = \frac{\left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1} (\hat{x}_1 \odot \hat{x}_1^*) + \lambda_2 \right) \odot \hat{y}_0}{M + N}. \quad (7)$$

在公式(7)中 $M = \frac{\lambda_2}{\lambda_1} (\hat{x}_1 \odot \hat{x}_1^* \odot \hat{x}_1 \odot \hat{x}_1^*)$,

$$N = \frac{1 + 2\lambda_2}{\lambda_1} (\hat{x}_1 \odot \hat{x}_1^*) + (1 + \lambda_2) \text{ 而将上述理论}$$

进行推广, 利用公式(7)分别计算出每层卷积响应的滤波参数, 获取每层卷积特征的最优滤波参数, 然后计算多层卷积特征的最终响应图:

$$f_t^s = F^{-1} \left(\sum_{i=1}^D (\hat{k}^{xz})_d^s \odot \alpha_d^s \right), \quad (8)$$

这里 f_t^s 表示第 t 帧第 s 层卷积特征的响应图, α_d^s 表示第 s 层卷积特征的滤波参数, D 表示当前层卷积层特征的特征维数, F^{-1} 表示傅里叶逆变换。

计算出多层卷积特征响应图, 为了保证跟踪的鲁棒性, 本文利用加权融合的方式计算最终的目标响应图:

$$f_t = \sum_{s=1}^S \omega_t^s \cdot f_t^s, \quad (9)$$

这里 S 表示卷积特征池, 也就是利用的卷积特征层数, ω_t^s 表示第 t 帧第 s 层卷积特征响应权重, f_t 表示第 t 帧的最终目标响应图, 通过寻找响应图中最大响应所在位置来估计目标位置。

3.3 模板更新

为了保证模板更新的鲁棒性, 本文采用线性插值的方法进行目标模板和滤波参数更新:

$$(\alpha_d^s)_t = (1 - \beta)(\alpha_d^s)_{t-1} + \beta \alpha_d^s, \quad (10)$$

$$(x_d^s)_t = (1 - \beta)(x_d^s)_{t-1} + \beta x_d^s, \quad (11)$$

这里 β 表示模板的学习速率, x_d^s 、 α_d^s 表示由当前采样样本计算得到的第 s 层卷积特征的模板和滤波参数, $(x_d^s)_t$ 、 $(\alpha_d^s)_t$ 为当前帧第 s 层卷积特征的模板和滤波参数。

4 实验与结果分析

为了验证本文算法的性能, 选取公开数据库 OTB-2013^[10]中的 6 组视频序列测试本文算法。测试序列的属性如表 1 所示, 其选取了真实场景中具有光照变化、尺度变化、旋转、形变、遮挡、快速运动, 低分辨率和背景嘈杂情况下的多个视频, 具有一定挑战性, 能充分验证本文算法的性能。同时本文算法与 KCF^[8]、TGPR^[14]、SCM^[5]、CSK^[7]、TLD^[2]、STRUCK^[4]、MIL^[3]、CT^[15]、DLT^[16]、STC^[6]等 10 种算法进行比较。

表 1 六组测试视频序列
Tab.1 Six sets of test video sequence

Video sequence	Length	Resolution ratio	Characteristic
Jogging1	307	516×373	out-of-plane rotation, Occlusion, deformation
Couple	140	484×325	out-of-plane rotation, scale variation, deformation, background clutter, fast motion
Jumping	313	516×373	motion blur, fast motion
MotorRolling	164	804×445	low resolution, in-plane rotation, scale variation, background clutter, illumination variation, motion blur, fast motion
Football	362	788×437	in-plane rotation, out-of-plane rotation, Occlusion, background clutter
Basketball	725	740×517	out-of-plane rotation, occlusion, deformation, background clutter, illumination variation

4.1 实验环境及参数设置

本文以 MATLAB R2014b 为开发工具,在 Intel(R) Core(TM) i5-4200M CPU@2.50GHZ, 内存 4G 的电脑上实现本文算法。本文跟踪算法的一些参数设置为:高斯核 σ 为 0.1,正则化因子 λ_1 、 λ_2 分别为 0.01、0.0001,学习速率 β 为 0.001,为了获取更好的跟踪效果和鲁棒性,本文利用卷积神经网络的第 10~12、14~16 层提取目标卷积特征,各层响应权重为 1、0.2、0.2、0.02、0.03、0.01,采样模板数 k 为 7。

4.2 实验评估方法

为了更好地评估本文算法的性能,使用距离准确度(Distance precision, DP)(或叫精确度),成功率(Success rate, SR)和中心位置误差(Center Location Error, CLE)三项指标评价本文算法,其计算方法分别如下:

$$DP = N(p) / N_{\text{total}}, \quad (12)$$

$$S = R_{\text{gt}} \cap R_{\text{track}} / R_{\text{gt}} \cup R_{\text{track}}, \quad (13)$$

$$CLE = \sqrt{(x_{\text{track}} - x_{\text{gt}})^2 + (y_{\text{track}} - y_{\text{gt}})^2}, \quad (14)$$

这里 $N(p)$ 表示目标跟踪结果距离真实目标中心位置小于指定阈值的帧数, N_{total} 表示视频的总帧数, R_{gt} 表示真实目标区域, x_{track} 、 y_{track} 表示跟踪目标的中心位置坐标, x_{gt} 、 y_{gt} 表示真实的目标中心位置。这里 S 表示目标重叠率,当目标重叠率大于 0.5 的时候认为跟踪成功,成功率 SR 表示跟踪成功的帧数占视频总帧数的比值。

4.3 实验结果

为了更好地分析本文算法的性能表现,测试本文算法与其他算法在测试数据集上的成功率和距离准确度(精确度),如表 2 和表 3 中所示,从表中看出本文算法的距离准确度和成功率明显高于其他算法。说明本文算法在目标发生遮挡、快速运动、旋转和形变的情况下均能准确可靠的跟踪,具有一定的研究价值。通过测试得到本文算法的平均跟踪速度为 0.295 帧/s(未使用 GPU 加速),受卷积神经网络特征提取速度的影响,本文算法速度较慢。

表 2 距离准确度(DP)
Tab.2 Distance precision(DP)

Attributes	OUR	KCF	TGPR	SCM	CSK	TLD	STRUCK	MIL	CT	DLT	STC
Jogging1	0.922	0.923	0.225	0.228	0.228	0.974	0.241	0.231	0.231	0.228	0.228
couple	0.836	0.257	0.107	0.114	0.086	1.000	0.736	0.679	0.693	0.307	0.086
jumping	0.997	0.796	0.061	0.153	0.051	1.000	1.000	0.043	0.037	0.962	0.054

续 表

Attributes	OUR	KCF	TGPR	SCM	CSK	TLD	STRUCK	MIL	CT	DLT	STC
motorRolling	0.354	0.235	0.225	0.037	0.051	0.116	0.085	0.043	0.096	0.043	0.073
football	0.970	0.049	0.109	0.765	0.798	0.804	0.751	0.790	0.998	0.296	0.801
basketball	0.991	0.342	0.993	0.661	1.000	0.028	0.120	0.284	0.299	0.086	0.560
average	0.915	0.434	0.447	0.446	0.557	0.538	0.429	0.337	0.385	0.294	0.401

表 3 成功率(SR)

Tab.3 Success rate(SR)

Attributes	OUR	KCF	TGPR	SCM	CSK	TLD	STRUCK	MIL	CT	DLT	STC
Jogging1	0.958	0.225	0.225	0.212	0.225	0.967	0.225	0.225	0.225	0.221	0.208
couple	0.679	0.243	0.107	0.107	0.086	1.000	0.543	0.671	0.686	0.286	0.086
jumping	0.949	0.281	0.096	0.121	0.048	0.847	0.799	0.476	0.006	0.700	0.048
motorRolling	0.415	0.079	0.110	0.073	0.073	0.171	0.159	0.073	0.055	0.073	0.140
football	0.859	0.682	0.970	0.586	0.657	0.412	0.660	0.739	0.785	0.293	0.619
basketball	0.982	0.898	0.850	0.611	0.874	0.025	0.102	0.274	0.259	0.057	0.898
average	0.884	0.548	0.547	0.390	0.487	0.446	0.365	0.393	0.322	0.242	0.462

为了更好地分析本文算法的性能,分别记录每种算法在不同数据集上的中心位置误差变化情况(图 3,同时记录每个算法的平均跟踪误差)和实际视频目标跟踪情况(图 4),讨论本文算法在不同情况下的跟踪情况:

图 4(a)为算法在 Jogging1 测试序列上的表现,从图中看出在第 66 帧左右跟踪目标开始发生遮挡,到第 19 帧只有本文算法和 TLD 算法能正确跟踪目标,因为 TLD 算法具有长期跟踪模块,所以能解决遮挡情况下的目标跟踪问题,而本文算法利用了多层卷积特征和卷积响应自适应策略所以也能正确跟踪目标。再从图 3(a)看出本文算法的平均误差为 4.495,在所有算法中跟踪精确度最高,说明本文算法的精确性较好。

图 4(b)为算法在 Couple 测试序列的表现,在此测试序列中,跟踪目标主要面临的是目标发生剧烈的形变,此时目标外观模型发生剧烈变化,从中看出到最后只有本文算法能正确跟踪目标,而且本文算法的平均跟踪误差为 10.478,取得了较好的效果。

图 4(c)为算法在 jumping 测试序列的表现,

在此序列中主要面临的挑战是目标发生快速运动,第 140 帧时,KCF、STC、CSK、TGPR、CT 算法都出现了跟踪失败,而本文算法因为利用了卷积响应自适应策略,所以能很好地解决目标快速运动问题,且本文算法在快速运动情况下的平均跟踪误差最小。

图 4(d)为算法在 MotorRolling 测试序列的表现,在此测试序列中算法主要面临的挑战是目标旋转,本文算法因为利用了多层卷积特征,因此能很好地区分目标与背景,解决旋转情况下的目标跟踪问题,从图中可以看出本文算法能有效解决目标旋转问题,其他算法均跟踪失败。

图 4(e)为算法在 Football 测试序列的表现,在此序列中,目标发生遮挡、旋转,且跟踪目标与背景相似,易受相似目标的干扰,从图中看出最终只有本文算法和 TGPR 算法能正确跟踪目标,说明本文算法能很好地解决相似目标混淆问题,且本文算法的平均跟踪误差最小。

图 4(f)为算法在 Basketball 测试序列的表现,在此测试序列中跟踪目标主要面临的是目标形变和光照变化影响,从图中看出最终只有

本文算法、KCF、TGPR 和 CSK 算法能正确跟踪目标,其它跟踪算法全部跟踪失败,说明本文算

法能很好地解决目标光照变化问题和目标形变问题。

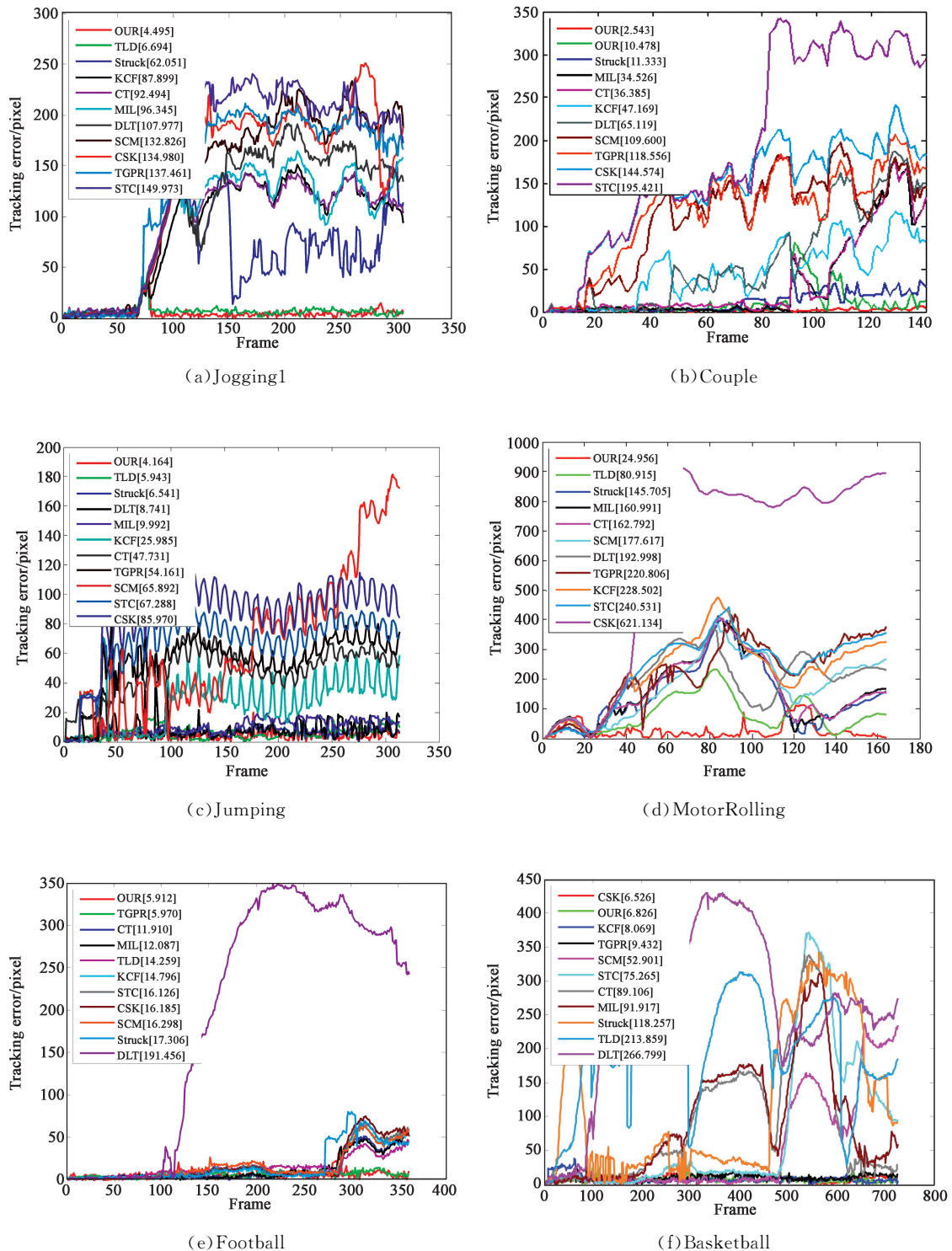


图 3 中心位置误差曲线和平均跟踪误差

Fig.3 Curves of center location error and average tracking error

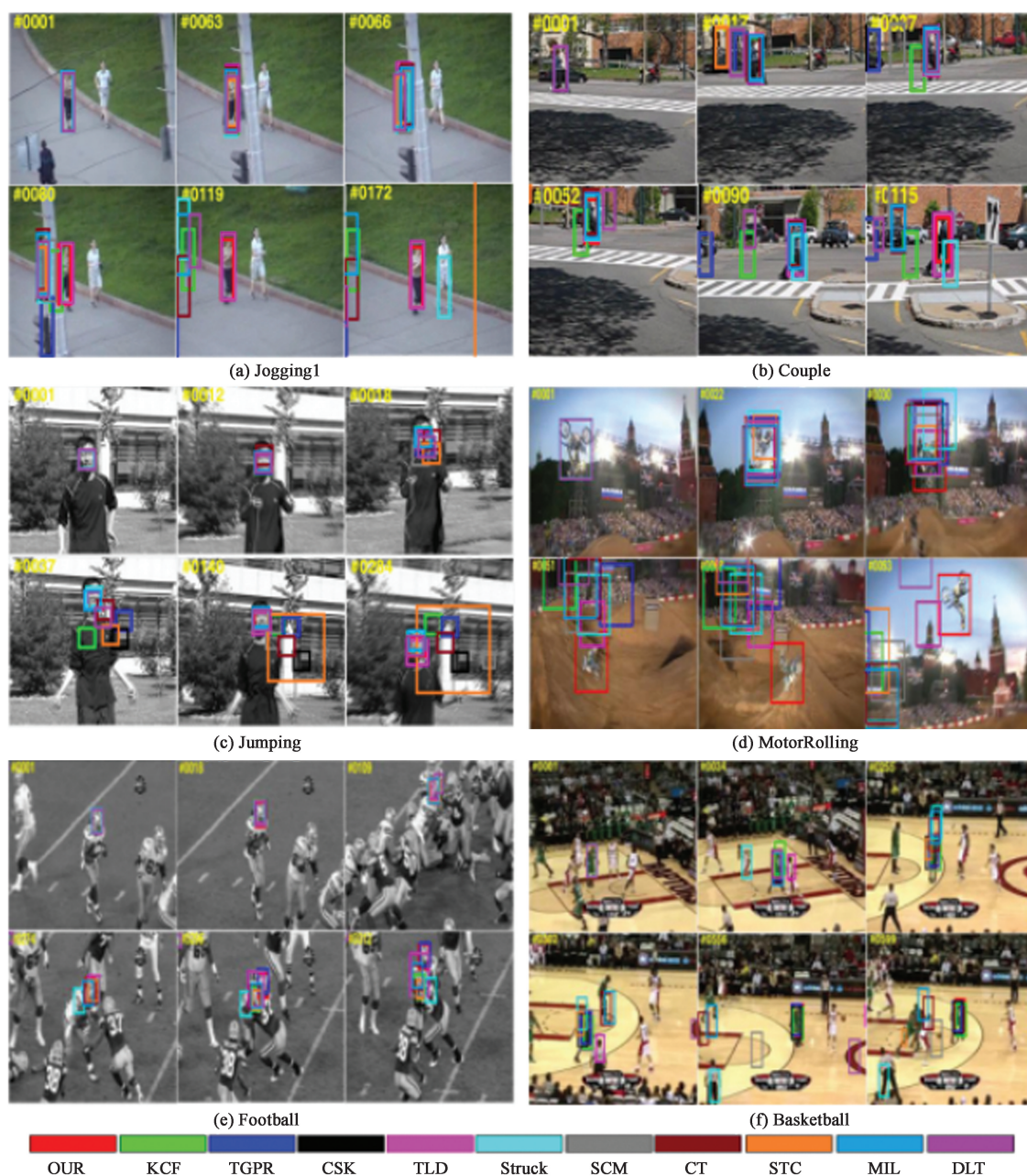


图 4 六组视频序列的跟踪结果

Fig.5 Tracking results of six videos sequences

5 结 论

针对相关滤波算法在目标发生遮挡、快速运动、旋转和形变的情况下响应不能自适应变化^[17-18],本文提出基于卷积神经网络的响应自适应跟踪算法。传统相关滤波算法的期望响应不能随目标运动自适应变化,本文通过利用粒子滤波算法计算多模板最佳滤波响应,使目标响应能随

运动目标自适应变化,获取最佳跟踪滤波器。同时利用卷积特征,解决目标旋转和快速运动问题。本文利用 OTB-2013 数据集的方法测试本文算法,实验表明本文算法的整体成功率和精确度为 0.884 和 0.915。跟踪精度极高,在目标发生遮挡、快速运动、旋转和形变的情况下,本文算法仍能正确跟踪目标,且在成功率、精确度和平均跟踪误差方面均优于传统相关算法。下一步将对目标尺度变化和长期跟踪任务进行研究。

参 考 文 献:

- [1] KWON J, LEE K M. Visual tracking decomposition [C]//*Proceedings of 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco, CA, USA: IEEE, 2010: 1269-1276.
- [2] SHARMA S, KHACHANE A, MOTWANI D. Real time multi-object tracking using TLD framework [C]//*Proceedings of 2016 International Conference on Inventive Computation Technologies*. Coimbatore, India: IEEE, 2016: 1-6.
- [3] BABENKO B, YANG M H, BELONGIE S. Robust object tracking with online multiple instance learning [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, 33(8): 1619-1632.
- [4] HERE S, SAFFARI A, TORR P H S. Struck: structured output tracking with kernels [C]//*Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision*. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 263-270.
- [5] ZHAO M, QIAN H M, RONG Y J, *et al.* Robust object tracking via sparse representation based on compressive collaborative Haar-like feature space [C]//*Proceedings of 2016 International Conference on Audio, Language and Image Processing*. Shanghai, China: IEEE, 2016: 274-278.
- [6] LIU Y X, ZHANG Y Z, HU M Y, *et al.* Fast tracking via spatio-temporal context learning based on multi-color attributes and pca [C]//*Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Information and Automation*. Macau, China: IEEE, 2017: 398-403.
- [7] 张雷,王延杰,孙宏海,等.采用核相关滤波器的自适应尺度目标跟踪[J].*光学 精密工程*,2016,24(2):448-459.
ZHANG L, WANG Y J, SUN H H, *et al.* Adaptive scale object tracking with kernelized correlation filters [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(2): 448-459. (in Chinese)
- [8] 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.
- [9] 王晔,王春平,李军,等.特征融合和模型自适应更新相结合的相关滤波目标跟踪[J].*光学 精密工程*,2016,24(8): 2059-2066.
WANG W, WANG C P, LI J, *et al.* Correlation filter tracking based on feature fusing and model adaptive updating [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(8): 2059-2066. (in Chinese)
- [10] WU Y, LIM J, YANG M H. Online object tracking: a benchmark [C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Portland, OR, USA: IEEE, 2013: 2411-2418.
- [11] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [OL]. eprint arXiv: 1409.1556, 2015.
- [12] DENG J, DONG W, SOCHER R, *et al.* Imagenet: a large-scale hierarchical image database[C]//*Proceedings of 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Miami, FL, USA: IEEE, 2009: 248-255.
- [13] Adel B, Matthias M, Bernard G, *et al.* Target response adaptation for correlation filter tracking[C]. *European Conference on Computer Vision*, 2016:1-6.
- [14] GAO J, LING H B, HU W M, *et al.* Transfer learning based visual tracking with Gaussian processes regression [C]//FLEET D, PAJDLA T, SCHIELE B, *et al.* *Computer Vision - ECCV 2014*. Cham: Springer, 2014, 8691: 188-203.
- [15] ZHANG K H, ZHANG L, YANG M H. Real-time compressive tracking [C]//FITZGIBBON A, LAZEBNIK S, PERONA P, *et al.* *Computer Vision - ECCV 2012*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012, 7574: 864-877.
- [16] WANG N Y, YEUNG D Y. Learning a deep compact image representation for visual tracking [C]//*Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems*. Lake Tahoe, Nevada: ACM, 2013: 809-817.
- [17] 刘扬,张云峰,董月芳.复杂背景下抗遮挡的运动目标跟踪算法[J].*液晶与显示*,2010,25(6):890-895.
LIU Y, ZHANG Y F, DONG Y F. Anti-occlusion algorithm of tracking moving object in clutter background [J].

Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2010, 25(6): 890-895. (in Chinese)

- [18] 杨德东,毛宁,杨福才,等.利用最佳伙伴相似性的改进空间正则化判别相关滤波目标跟踪[J].光学精密工程, 2018,26(2):492-502.

YANG DD, MAO N, YANG F C, *et al.* Improved SRDCF object tracking via the best-buddies similarity [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(2): 492-502. (in Chinese)

作者简介:李勇(1993—),男,云南昭通人,硕士研究生,2017年于河北工业大学获得学士学位,同年考取河北工业大学控制科学与工程学院控制工程硕士,主要从事视觉目标跟踪方面的研究。E-mail:lewin309@163.com
杨德东(1978—),男,辽宁阜新人,博士后,副教授,2007年于东北大学获得博士学位,2010年于北京航空航天大学博士后出站,主要从事智能感知与控制方面的研究。E-mail:ydd12677@163.com