

目标跟踪中增强梯度阈值的更新方法

马晓虹

陕西理工大学电工电子实验中心, 陕西 汉中 723000

摘要 针对核相关滤波(KCF)算法在每一帧都更新的策略使其不能有效处理目标快速运动及干扰的问题,提出了一种基于增强阈值更新的核相关目标跟踪方法。其在平均峰值相关能量(APCE)的基础上,采用将 APCE 阈值与 APCE 梯度阈值相结合的方法来判断跟踪结果的可靠性,以决定模型是否更新。其中将 APCE 阈值反向加强, APCE 梯度阈值正向加强,当 APCE 和 APCE 梯度都高于各自阈值时更新,否则停止更新。通过定量及定性实验表明,相对于 KCF 算法对目标快速运动及干扰等问题的处理,该算法更加有效,提出的以梯度检测跟踪性能及阈值增强的思想对跟踪算法的设计有很好的参考价值。

关键词 计算机视觉; 目标跟踪; 相关滤波器; 增强阈值; 梯度检测

中图分类号 TP391 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.061502

Updating Method of Improved Gradient Threshold in Object Tracking

Ma Xiaohong

*Electrical and Electronic Experiment Teaching Center, Shannxi University of Technology,
Hanzhong, Shaanxi 723000, China*

Abstract Kernelized correlation filters (KCF) algorithm tracker updating its model parameters at every frame makes it unable to effectively deal with the problems of fast motion and interference of the target in most environments. A nuclear-related object tracking method based on enhanced threshold updating is proposed. Based on the average peak correlation energy (APCE), the APCE threshold and APCE gradient threshold are combined to determine the reliability of the tracking results, which are used to determine whether the model is updated. In this paper, the APCE threshold value is reversely enhanced and the APCE gradient threshold is positively strengthened. When the APCE and APCE gradients are all higher than the respective thresholds, the model is updated, otherwise, the model will stop updating. The quantitative and qualitative experiments show that the algorithm is more effective than the KCF algorithm for the fast motion and interference of the target. The proposed algorithm also provides a good reference value for the design of tracking algorithm based on the idea of gradient detection tracking performance and threshold enhancement.

Key words computer vision; object tracking; correlation filter; enhancement threshold; gradient detection

OCIS codes 150.0155; 150.1135; 100.4999

1 引言

目标跟踪是计算机视觉中引人瞩目且快速发展的领域,其涉及许多具有挑战性的研究热点,并常和其他计算机视觉问题结合出现,如人机交互、视频监控、移动机器人、视觉测量等^[1-8]。近年来,相关滤波器(CF)被引入目标跟踪的框架中,并同时在精度和

速度上取得了显著效果。2010年,Bolme等^[9]提出一种新型相关滤波器,即最小平方误差和输出跟踪器(MOSSE),其将目标跟踪规划为一个和岭回归等效的相关滤波问题^[10],首次将CF应用于跟踪算法,并在频域中进行相似性运算,显著提升了跟踪速度。依据循环矩阵的理论,Henriques等提出一种循环结构核跟踪器(CSK)跟踪方法^[10],并利用核技巧将

收稿日期: 2017-11-22; 收到修改稿日期: 2017-12-26

基金项目: 陕西理工大学科研项目(SLGKY16-03)

作者简介: 马晓虹(1980—),女,硕士,实验师,主要从事机器视觉、信号与信息处理、多传感器信息融合等方面的研究。

E-mail: 42600969@qq.com

单通道特征推广到多通道特征,在CSK的基础上又提出了核相关滤波(KCF)^[11],因此KCF便成为一个相关滤波目标跟踪的基准算法。

目标外观会随着运动速度、背景干扰以及遮挡等情况而发生改变,外观模型必须能适应这种变化才能成功跟踪。因此,模型参数的适当更新非常关键。为此,前述跟踪器设定一个更新速率并采用线性插值法在新一帧来临之前进行模型更新。这种每一帧都进行更新的策略虽然简单,但当目标出现遮挡及背景杂乱等复杂情况时难以适应,且容易导致模型漂移使跟踪失败。文献[12]提出以峰值旁瓣率(PSR)来检测跟踪质量,当跟踪质量不可靠时PSR将变小,故该方法需预设一个阈值,当PSR小于阈值时即停止对模型更新,避免了由于目标干扰而导致模型漂移的问题且达到了较好的跟踪效果。文献[13]针对滤波器响应设定一个阈值,计算大于阈值的最大响应和最小响应所占面积的大小决定更新与否,取得了一定效果。和PSR策略类似,文献[14]提出以平均峰值相关能量(APCE)来衡量跟踪质量,当有目标受到干扰时,APCE的变化幅度比PSR更大,使干扰检测更灵敏,该方法使用APCE均值作为阈值使更新达到自适应能力,提高了跟踪性能。上述两种策略虽然对目标受到干扰后能进行一定的度量,但并不能对目标受到干扰的过程进行反映。不同于以上更新策略,本文在APCE的基础上提出APCE阈值和APCE梯度阈值相结合的更新策略,利用APCE的梯度变化充分反映目标受干扰过程快慢的变化,据此决定是否更新,达到对目标快速运动及部分遮挡更好的处理目的。

2 梯度阈值 KCF 跟踪器

简单介绍了KCF算法的更新方式,对常用更新策略进行了讨论,最后给出了所提算法。

2.1 KCF 跟踪器的更新方式

KCF跟踪算法的关键是采用循环矩阵构造大量虚拟样本代替实际采样本来训练分类器,其在增强跟踪辨识能力的同时,利用循环矩阵非常好的数学性质使得计算变得更加高效。

KCF在检测后得到新目标位置,在新位置再次构造训练样本集,以更新下一帧中用于分类检测的模型参数,其更新方式为:

$$\begin{cases} \hat{\alpha}_f = (1 - \beta_1)\alpha_f + \beta_1 \tilde{\alpha}_f \\ \hat{x}_f = (1 - \beta_2)x_f + \beta_2 \tilde{x}_f \end{cases}, \quad (1)$$

式中, α_f 、 $\tilde{\alpha}_f$ 和 $\hat{\alpha}_f$ 分别表示上一帧、当前帧以及更新后的模型参数,插值系数 β_1 和 β_2 的取值范围均为0至1之间。KCF相关的更多细节请参考文献[11]。

2.2 更新策略

目前包括KCF在内的很多跟踪器为了能使模型适应目标的外观变化,采取每一帧都对跟踪模型进行更新的策略对(1)式进行更新^[9-11],而当目标检测结果(相关滤波的响应)不精确时,这种更新策略会引起模型漂移甚至跟踪失败。因此,跟踪器需要一个跟踪可靠性的判断标准,当跟踪可靠时更新,不可靠时停止更新,这样能有效降低干扰目标对外观模型的影响而发生漂移,使跟踪效果进一步提升。

判断检测质量常用的方法是PSR^[9],PSR定义为: $V_{\text{PSR}} = (g_{\text{max}} - \mu) / \sigma$,其中, g_{max} 为滤波器响应的峰值, μ 为响应均值, σ 为响应标准差。文献[14]提出了另一种方法,即平均峰值相关能量APCE,其定义为:

$$V_{\text{APCE}} = \frac{|F_{\text{max}} - F_{\text{min}}|^2}{\text{mean} \left[\sum_{w,h} (F_{w,h} - F_{\text{min}})^2 \right]}, \quad (2)$$

式中 F_{max} 、 F_{min} 以及 $F_{w,h}$ 分别为滤波器响应矩阵的最大值、最小值以及 w 行 h 列元素值。

当目标因快速运动而模糊、被遮挡或有杂乱背景时,PSR和APCE都会明显下降,此时如果再更新模型,则模型很容易随干扰目标发生漂移。文献[12]将PSR作为衡量标准,当PSR下降到阈值以下则停止更新模型,取得了较好的效果。文献[13]以响应面积的大小决定更新与否,也取得了一定效果。APCE作为阈值判断也得到了相似的效果^[14]。

2.3 改进的更新策略

以APCE为例,通过大量实验发现,以单一APCE阈值作为更新与否的唯一判断标准并不能对目标受到干扰的过程进行反映。目标缓慢受到干扰和突然受到干扰是截然不同的两种情况,后者表示目标已严重受到干扰,模型更新策略上也应予以考虑。为此,实验在APCE的基础上提出APCE阈值和APCE梯度阈值相结合的更新策略,利用APCE的梯度变化充分反映目标受干扰过程快慢的变化,两者结合作为跟踪可靠性的判断标准以决定更新与否,达到对目标快速运动及部分遮挡更好的处理目的。

算法首先计算当前帧目标响应的APCE及其梯度(梯度APCE,后面用DifAPCE表示)。对 V_{APCE} 设定阈值 $V_{\text{ThresholdAPCE}}$,对 V_{DifAPCE} 设定阈值 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 。当 V_{APCE} 小于其阈值 $V_{\text{ThresholdAPCE}}$ 时,

说明检测的可信度低;同理,当 V_{DifAPCE} 小于 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 时,说明目标受到突然干扰跟踪不可靠。只有当 V_{APCE} 和 V_{DifAPCE} 同时大于各自阈值时才表示跟踪可靠,可以更新。另外,为了降低 V_{DifAPCE} 的过度影响,引入一个比 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 更小的阈值 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2}$,当 V_{DifAPCE} 小于 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2}$ 时不再判断。以上条件可用(3)式、(4)式及(5)式表示,即对当前帧 n ,当满足(3)式、同时满足(4)式或者(5)式时,更新模型参数。

$$V_{\text{APCE}}(n) > V_{\text{ThresholdAPCE}}, \quad (3)$$

$$V_{\text{DifAPCE}}(n) > V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}, \quad (4)$$

$$V_{\text{DifAPCE}}(n) < V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2} \circ \quad (5)$$

考虑到当性能下降时阈值应当有较强的判断能力,不同于直接在相应均值上的正向加权^[14],所提算法对各个阈值采取加权增强的策略。对于阈值 $V_{\text{ThresholdAPCE}}$ 的计算如下:

$$V_{\text{ThresholdAPCE}} = \frac{1}{M_1^a} \times 10^b \times c, \quad (6)$$

式中 a, b, c 为权值参数, M_1 为当前帧 n 在最近 m 帧上的 APCE 均值,即:

$$M_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=n-m+1}^n V_{\text{APCE}}(i). \quad (7)$$

由(6)式可知,当目标受到干扰使 V_{APCE} 变小时,其相应均值的倒数却变大[如图 2(a)所示],这种增强型 APCE 阈值对目标检测性能的判断更敏感。

(4)式中 $V_{\text{DifAPCE}}(n)$ 为当前帧对应的梯度 V_{APCE} ,计算方法如下:

$$V_{\text{DifAPCE}}(n) = V_{\text{APCE}}(n) - V_{\text{APCE}}(n-1). \quad (8)$$

通过(8)式可知,当检测性能变差时,响应的 V_{APCE} 值会变小,则 V_{DifAPCE} 会变成负值,此时梯度阈值 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 就可以介入判断了,其计算方法如下:

$$V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1} = (-1)^d \times M_2^e \times 10^e - f, \quad (9)$$

式中 d, e, f 为权值参数, M_2 为当前帧 n 在最近 m 帧上的 V_{DifAPCE} 均值,即:

$$M_2 = \frac{1}{m} \sum_{i=n-m+1}^n V_{\text{DifAPCE}}(i). \quad (10)$$

通过图 2(a)、(b)可以看出, V_{DifAPCE} 阈值同样具有很好的判断能力。

另外,为了降低 V_{DifAPCE} 的过度影响,引入一个比 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 更小的阈值 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2}$,当 V_{DifAPCE} 小于 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2}$ 时不再判断,以限制梯度阈值的作用范围, $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2}$ 的计算为:

$$V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2} = V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1} - g. \quad (11)$$

式中 g 表示一个大于零的正数,目的是为了得到小于 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 的一个偏移量 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2}$ 。根据以上分析,所提算法的处理流程可归结如下:

Step1:输入图像的初始帧;

Step2:预处理当前帧;

Step3:运行 KCF 跟踪,并计算当前帧 n 的响应矩阵及目标的当前位置;

Step4:根据(2)式和(8)式计算当前帧的 V_{APCE} 以及对应的 V_{DifAPCE} ;

Step5:根据(6)式计算阈值 $V_{\text{ThresholdAPCE}}$;

Step6:根据(9)式、(11)式计算阈值 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 和 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_2}$;

Step7:如果(3)式成立,且(4)式或(5)式成立,则根据(1)式更新模型,否则不更新;

Step8:如果是最后一帧,则结束,否则输入下一帧并转至 Step2。

3 实验及结果

为评估所提算法的性能,分别对算法进行定量和定性分析。测试数据集采用文献[15]提供的 OTB50 中的部分视频。实验平台:Matlab 2014a, Intel-i5-2410M, 2.3GHz, 4GB 内存。

实验参数的选取,保持 KCF 的默认参数,(1)式中 $\beta_1 = \beta_2 = 0.02$ 。所提算法基本参数和 KCF 保持相同,其他参数根据实验调试取一个适当的值,包括为了得到增强效果又不至于幅度太大受到限制,(6)式中取 $a = 30, b = 32, c = 1$, (9)式和(11)式中取 $d = 3, e = -2, g = 20$; (9)式中,为了使 $V_{\text{ThresholdDifAPCE}_1}$ 能有效检测到 V_{DifAPCE} 负值的变化,取 $f = 20$; (7)式和(10)式中的 m 既要起到平滑作用,又不能使曲线过于平缓,否则起不到自适应作用,根据实验调试取 $m = 3$ 。

3.1 定量比较

定量分析分别从三个方面进行分析,即精确度和速度对比、中心位置误差对比以及梯度阈值的作用分析。

1) 精确度和速度对比

实验使用文献[15]中具有快速运动特性的 20 个视频作为测试视频,如表 1 所示,并使用距离精确度(DP)作为评估标准。精确度定义为跟踪目标的中心坐标与标定的真实值间的欧氏距离(像素)小于某个阈值(像素)的帧数占全部视频帧数的百分比,对相同阈值,该数值越大,说明对应跟踪算法精度越高。速度的测量不包括对视频的调用、显示等消耗

的时间。比较时阈值取 20 pixel, 表 1 为对应的 KCF 和所提算法的精确度及速度对比。

表 1 KCF 与所提算法的精确度(阈值取 20 pixel)与速度对比

Table 1 Comparison of accuracy and speed between

KCF and the proposed algorithm (threshold value is 20 pixel)

Video	KCF		Proposed algorithm	
	DP / %	Speed / (frame·s ⁻¹)	DP / %	Speed / (frame·s ⁻¹)
Bird1	6.9	176.31	6.9	163.61
Bird2	47.5	55.36	49.5	55.27
BlurBody	58.4	51.46	78.7	52.76
Carscale	80.6	249.79	80.6	210.13
Coke	83.8	94.20	84.9	83.85
Couple	25.7	171.97	63.6	161.76
Deer	81.7	45.1	84.5	42.67
Dragon Baby	33.6	88.30	32.1	91.50
Dudek	87.7	45.27	87.7	44.59
Ironman	21.7	110.65	21.4	106.71
Jumping	33.9	242.99	37.7	215.77
Lemming	49.5	53.07	49.5	52.36
Liquor	95.9	90.96	95.2	85.49
Matrix	17.0	152.46	18.0	133.38
Motor Rolling	4.3	70.95	4.9	68.42
Soccer	79.3	50.60	86.5	50.25
Surfer	91.0	391.02	88.6	347.65
Tiger1	97.5	43.23	97.5	39.84
Tiger2	35.6	68.02	35.9	67.76
Vase	79.3	113.40	84.1	118.36
Average value	55.5	118.26	59.4	109.53

通过表 1 可以看出, 20 个具有快速特性的视频中, 有 4 个视频的性能略低于 KCF, 有 5 个视频的性能和 KCF 相同, 有 11 个视频所提算法性能高于

KCF, 甚至有的视频测试精度远高于 KCF, 如 BlurBody 提高了 20.3%, couple 提高了 37.9%。总体上看所提算法的平均精确度比 KCF 算法高出了 3.9%, 说明所提算法对快速运动具有良好的跟踪性能。跟踪速度方面, 实验的平均速度从 118 frame/s 下降到了 109 frame/s, 较 KCF 下降了 7.3%, 两个算法的速度区别较小, 都具有实时的跟踪速度。

2) 中心位置误差对比

中心位置误差(CLE)是指估计的目标中心位置与标记的真实中心位置之间的欧氏距离, 单位为像素(pixel)。图 1 分别给出了 BlurBody、couple、deer 以及 soccer 等 4 个视频对应的 KCF 与实验的中心位置误差对比。

图 1(a)的 BlurBody 视频可以看出在 230 frame 之后所提算法的位置误差大大下降, 而 KCF 算法误差却达到了 100 pixel 以上, 模型已发生漂移, 目标丢失。图 1(b)的 couple 视频中, 从 40 frame 开始所提算法误差已小于 KCF, 从 90 帧开始 KCF 发生漂移而丢失了目标, 而所提算法依然能有效跟踪目标。图 1(c)的 deer 视频中, 从 25 frame 到 38 frame 之间是目标快速运动而发生严重模糊的一段, 可以看出所提算法从 34 frame 开始便可准确跟踪目标, 而 KCF 到 38 frame 才开始恢复跟踪。图 1(d)的 soccer 视频, 从 85 frame 开始至 110 frame, 目标受到严重干扰(目标前的飞舞碎片), 实验跟踪的误差明显小于 KCF。以上 4 个视频的挑战性都是由于目标的快速运动和干扰目标所引起, 故所提算法对快速运动及目标受到干扰的情况有更好的跟踪能力。

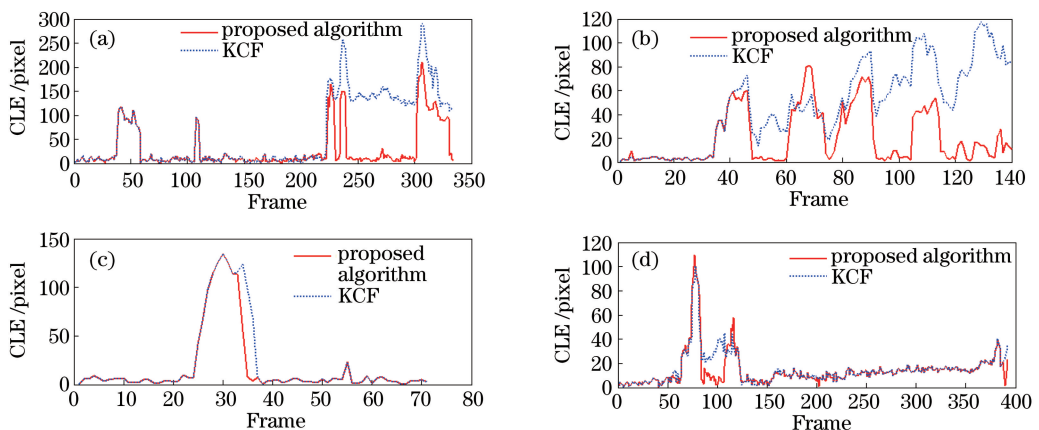


图 1 KCF 与所提算法在 4 个视频上的 CLE 对比。(a) BlurBody; (b) couple; (c) deer; (d) soccer

Fig. 1 Comparison of CLE between KCF and the proposed algorithms based on four videos.

(a) BlurBody; (b) couple; (c) deer; (d) soccer

3) 梯度阈值的作用分析

为深入分析 APCE 阈值与 APCE 梯度阈值的作用机理,以 couple 视频为例对梯度阈值参与判断和不参与判断的两种情况进行分析对比(如图 2、图 3 所示),跟踪的精确度对比结果见表 2(对比阈值取

20 pixel)。图 2(a)、(b)为 APCE 阈值和 APCE 梯度阈值判断相结合的 APCE 曲线和 DifAPCE 曲线;图 2(c)为梯度阈值没有参与的情况下 APCE 阈值单独起作用时的 APCE 及其阈值曲线;图 2(d)为 (b)中的标注圈 4 所对应的 2 frame 变化。

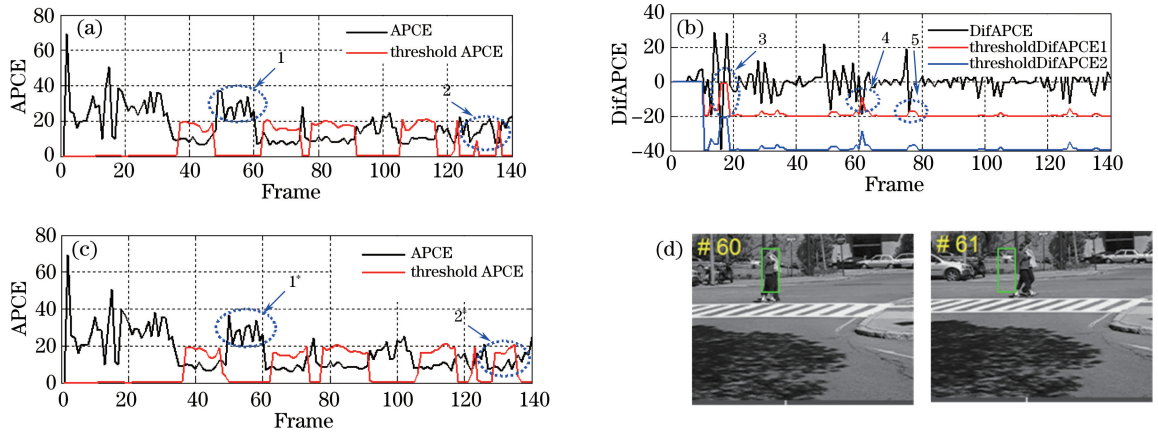


图 2 APCE 及其阈值与 APCE 梯度及其阈值的对比(以 Couple 视频为例)。(a)所提算法的 APCE 曲线;(b)所提算法的 DifAPCE 曲线;(c)所提算法的 APCE 曲线(无梯度阈值参与判断);(d)图 2(b)中的标注圈 4 所对应的 2 帧变化

Fig. 2 Comparison of APCE and its threshold, and APCE gradient and its threshold (take the couple video as an example).

(a) APCE curve of the proposed algorithm; (b) DifAPCE curve of the proposed algorithm; (c) APCE curve of the proposed algorithm (without the judgment of gradient threshold); (d) two frame changes corresponding to the label ring 4 in Fig. 2(b)

首先,通过图 2(a)可看出 APCE 与其阈值是反向作用的,即当 APCE 下降时,其阈值增大,反之阈值减小,这种反向作用能更好的检测到跟踪质量的下降,从而采取合适的更新策略。对于 APCE 梯度 [图 2(b)],增强型阈值紧密联系梯度阈值,并在负梯度增大时及时准确地给出反映,对跟踪质量下降过程的快慢具有很强的检测能力。

表 2 有无梯度阈值判断的跟踪精确度对比

Table 2 Comparison of tracking precision with and without gradient threshold judgment

Tracker	DP / %	Speed / (frame·s ⁻¹)
Without gradient threshold	57.9	166.01
With gradient threshold	63.6	161.76

对比图 2(a)和(c)可以看出,标注圈 1 的左边锋要宽于 1* 的左边锋,标注圈 2 中的 APCE 曲线要高于标注圈 2* 的曲线,这说明有梯度阈值判断参与的情况下跟踪效果更好,这种跟踪效果可以通过表 2 和图 3 来说明。通过表 2 给出的精确度对比结果可以看出,有 APCE 梯度阈值参与的跟踪器的精确度更高。图 3 给出了定性对比,其中第一行为(a)仅 APCE 阈值判断的跟踪结果,第二行(b)为 APCE 阈值和 APCE 梯度阈值结合判断的跟踪结果,

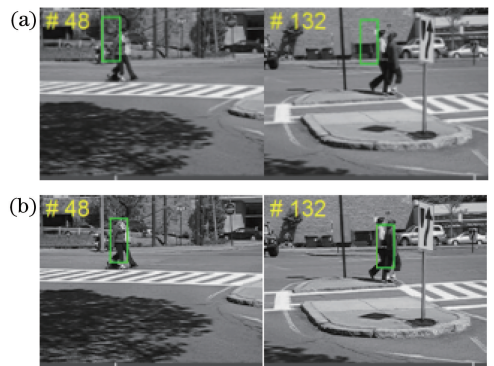


图 3 有无梯度阈值判断的跟踪性能对比。

(a)无梯度阈值;(b)有梯度阈值

Fig. 3 Comparison of tracking performance with and without gradient threshold judgment.

(a) Without gradient threshold; (b) with gradient threshold
48 frame为图 2 中标注圈 1、1* 中的两帧对比,132 frame为图 2 中标注圈 2、2* 中的两帧对比,对比结果表明 APCE 梯度阈值判断的参与提高了跟踪效果。

最后,通过图 2(b)的 APCE 梯度及其阈值曲线对这种跟踪差异进行分析。图 2(b)中标注圈 3、4、5 为梯度阈值起作用的区域。当目标快速运动时会使 APCE 梯度突然下降,如图 2(d)中,在 60~

61 frame变化时,目标框基本没动,但目标已有很大的跨度,这种变化体现在曲线上就是图 2(b)中标注圈 4 所在区域。结合图 2 中(a)和(b)可以看出,

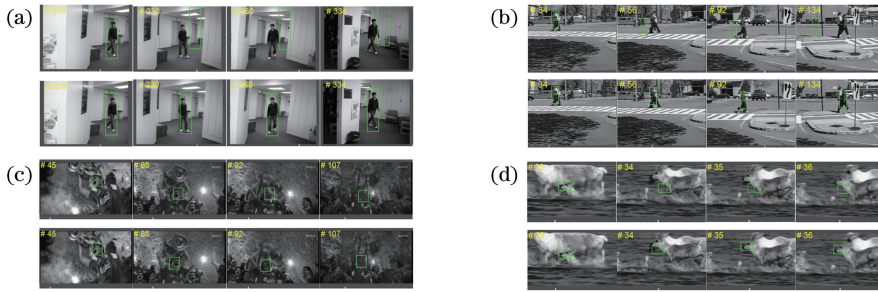


图 4 KCF(上)与所提算法(下)的定性跟踪对比。(a) BlurBody;(b) couple;(c) soccer;(d) deer

Fig. 4 Qualitative tracking comparison of KCF (top) and proposed algorithms (bottom).

(a) BlurBody; (b) couple; (c) soccer; (d) deer

3.2 定性对比

图 4 给出了所提算法和 KCF 分别在 BlurBody、couple、soccer 及 deer 等 4 个视频上的定性跟踪对比(左上角显示的是当前帧数)。通过图 4 (a)的 BlurBody 可看出,在 230 frame 时,KCF 算法开始漂移并最终丢失目标,而所提算法成功地对目标进行了跟踪。从图 4(b)的 couple 可以看出,从 49 frame 左右开始 KCF 逐渐出现漂移并丢失目标,而所提算法成功跟踪到了目标。图 4(c)和图 4(d)的 soccer 和 deer 中,虽然两种算法都能成功跟踪目标,但所提算法的跟踪相对更精确。

4 结 论

目标跟踪是计算机视觉中引人瞩目且快速发展的领域,在很多场景下都有着广泛的应用。KCF 跟踪算法将岭回归问题归结为一个相关滤波问题,利用循环矩阵构造出虚拟的训练样本并利用快速傅里叶变换达到快速有效的跟踪效果,但因为每一帧都更新的策略使其在应对大部分环境时不能很好处理目标快速运动及干扰等情况。故本文在 APCE 的基础上提出一种增强 APCE 阈值结合 APCE 梯度阈值的更新算法,即将 APCE 阈值反向加强、将 APCE 梯度阈值正向加强,再将两者结合共同决定跟踪质量,当 APCE 和 APCE 梯度都高于阈值时更新,否则停止更新。通过定量及定性实验表明,本文算法相对 KCF 对目标快速运动及干扰等问题的处理能力更加有效,算法提出的以梯度检测跟踪性能及阈值加强的思路对跟踪算法的设计有很好的参考价值。

APCE 阈值结合梯度阈值作用的标注圈 3 区域使标注圈 1 区域的性能被提升,标注圈 4 和 5 区域使得标注圈 2 区域的性能被提升。

参 考 文 献

- [1] Shi D C, Ni K. Motion gesture tracking based on compressed sensing W-HOG features [J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2016, 11 (1): 124-128.
史东承, 倪康. 压缩感知 W-HOG 特征的运动手势跟踪[J]. 智能系统学报, 2016, 11(1): 124-128.
- [2] Liu C H, Zhang L, Huang H. Visualization of cross-view multi-object tracking for surveillance videos in crossroad[J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(1): 221-235.
刘彩虹, 张磊, 黄华. 交通路口监控视频跨视域多目标跟踪的可视化[J]. 计算机学报, 2018, 41(1): 221-235.
- [3] Yuan J, Liu G D, Sun Q X. Moving target tracking of mobile robots with fusion of laser scanner and monocular camera [J]. Control Theory and Applications, 2016, 33(2): 196-204.
苑晶, 刘钢墩, 孙沁璇. 激光与单目视觉融合的移动机器人运动目标跟踪[J]. 控制理论与应用, 2016, 33(2): 196-204.
- [4] Zhao D, Zhou H X, Qin H L, et al. Infrared dim-small target tracking based on guided image filter and kernelized correlation filtering [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0204004.
赵东, 周慧鑫, 秦翰林, 等. 基于引导滤波和核相关滤波的红外弱小目标跟踪[J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0204004.
- [5] Mao N, Yang D D, Yang F C, et al. Adaptive object tracking based on hierarchical convolution features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(12): 121502.

- 毛宁, 杨德东, 杨福才, 等. 基于分层卷积特征的自适应目标跟踪[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(12): 121502.
- [6] Pan Z F, Zhu Y L. Kernelized correlation filters object tracking method with multi-scale estimation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(10): 101501.
潘振福, 朱永利. 多尺度估计的核相关滤波器目标跟踪方法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(10): 101501.
- [7] Wang Q L, Li J Y, Shen H K. Target tracking system of binocular vision and laser range sensor[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(9): 0912002.
王琪龙, 李建勇, 沈海阔. 双目视觉-激光测距传感器目标跟踪系统[J]. 光学学报, 2016, 36(9): 0912002.
- [8] Duan P, Tian G H, Zhang W. Human localization and tracking in service space[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(11): 1108007 .
段朋, 田国会, 张伟. 服务空间中人的定位与跟踪[J]. 中国激光, 2014, 41(11): 1108007.
- [9] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, *et al.* Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]. San Francisco: IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2010, 119(5): 2544-2550.
- [10] Henriques J F, Rui C, Martins P, *et al.* Berlin: . Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels [C]. Berlin: European Conference on Computer Vision, 2012, 7575(1): 702-715.
- [11] 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.
- [12] Pan Z F, Zhu Y L. Improvement for tracker with kernelized correlation filters with PSR redetection[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(12): 196-202.
潘振福, 朱永利. 使用 PSR 重检测改进的核相关目标跟踪方法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(12): 196-202.
- [13] Gao M F, Zhang X X. Scale adaptive kernel correlation filtering for target tracking [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(4): 041501.
高美凤, 张晓玄. 尺度自适应核相关滤波目标跟踪[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 041501.
- [14] Wang M M, Liu Y, Huang Z Y. Large margin object tracking with circulant feature maps [C]. Hawaii: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4800-4808.
- [15] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: a benchmark [C]. Portland: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411-2418.