

基于模型与尺度更新的相关滤波跟踪算法

成悦*, 李建增, 褚丽娜, 李爱华

陆军工程大学石家庄校区无人机工程系, 河北 石家庄 050003

摘要 提出了一种通过置信度判别将模型更新方法和尺度变化加入相关滤波器中的目标跟踪算法。在跟踪过程中常会遇到较多遮挡及相似干扰的情况, 如果持续更新模型参数极易导致误跟或跟丢, 因此采用置信度参数定性地判别跟踪质量, 置信度低时停止更新, 防止引入误差, 提高正确率。确保准确跟踪后, 再对尺度大小进行检测和更新, 提出了较为快捷的尺度更新方式, 简化冗余代码, 使跟踪更精确的同时降低时间代价。实验证明, 本文算法在精度和正确率方面分别比原算法提升了 38% 和 33%, 且性能优于几种现有算法, 应对遮挡和尺度变化的情况具有更高的稳健性。

关键词 图像处理; 目标跟踪; 置信度; 峰值旁瓣比; 尺度变化; 相关滤波器

中图分类号 TP391 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.121015

Correlation Filter Tracking Algorithm Based on Model and Scale Updating

Cheng Yue*, Li Jianzeng, Zhu Lina, Li Aihua

Department of UAV Engineering, Army Engineering University, Shijiazhuang, Hebei 050003, China

Abstract A target tracking algorithm via confidence evaluation is proposed to add the scale and model updating method to the correlation filter. In the process of tracking, there are many cases of occlusion and similar interference. If the model parameter is continuously updated, it can easily lead to false track and target loss. Therefore, the quality of tracking is judged qualitatively by the confidence. When the confidence is low, we stop updating to prevent the introduction of error and improve the accuracy. After ensuring the tracking is correct, we can detect and update the scale size. We propose a faster scale updating method with redundant code simplified, and make the tracking more accurate and with lower time cost. The experimental results show that the proposed algorithm improves the precision and success rate by 38% and 33%, respectively compared to the original algorithm, it has better performance than several existing algorithms, and is more robust to cope with occlusion and scaling.

Key words image processing; target tracking; confidence; peak to side lobe ratio; scale change; correlation filter

OCIS codes 100.3008; 150.0155

1 引言

近几年来, 视频目标跟踪技术取得了显著进展, 在车流监控、无人机航拍及各种需要跟踪识别的领域发挥了较大的作用, 因此, 众多专家学者对目标跟踪相关算法进行了深入研究, 大批速度快、精度高的先进算法涌现。

过去几十年中, 目标跟踪技术不断进步。从

Meanshift 方法^[1]、粒子滤波方法^[2]和卡尔曼滤波方法^[3]等经典跟踪方法, 到基于检测或相关滤波的方法, 到最近三年来出现的深度学习^[4]相关方法, 在几个主要跟踪数据集上的竞争非常激烈。2010 年以前, 目标跟踪领域大部分采用 Meanshift、粒子滤波和卡尔曼滤波, 以及基于特征点的光流算法等经典的跟踪方法。Meanshift 方法是一种基于概率密度分布的跟踪方法, 使目标的搜索一直沿着概率梯度

收稿日期: 2018-05-18; 修回日期: 2018-06-21; 录用日期: 2018-07-05

基金项目: 国家自然科学基金(51307183)

* E-mail: 18633063191@163.com

上升的方向,迭代收敛到概率密度分布的局部峰值上。粒子滤波方法是一种基于粒子分布统计的方法。另外,经典的跟踪方法还有基于特征点的光流跟踪,在目标上提取一些特征点,然后在下一帧计算这些特征点的光流匹配点,统计得到目标的位置。2010年左右,人们开始采用在线学习的方法来训练跟踪的检测器。Kalal等^[5]提出一种能够长效跟踪的跟踪-学习-检测(TLD)方法,将跟踪过程分为跟踪、检测和学习三个模块同时进行,大大提高了跟踪的准确度。相关滤波算法是前几年兴起的较为先进的算法之一,以较高的精度和较快的速度得到了广泛关注和深入研究。近几年来,相关滤波算法与深度学习及神经网络算法成为目标跟踪领域的两大主流,在国际顶尖会议中效果最好。其中包括2015年视觉目标跟踪(VOT)比赛的冠军MDNet算法^[6],采用卷积神经网络(CNN)特征将深度学习与相关滤波相结合的深度空间正则化相关滤波器(DeepSRDCF)^[7],以及使用简单的前向传播且无需在线训练因此速度较快的回归网络通用目标跟踪(GOTURN)算法^[8],这些算法都采用神经网络提升跟踪效果,达到了较高的精度,是目前跟踪领域的前沿算法。

鉴于神经网络的速度不能满足实时跟踪的要求且相关滤波算法的跟踪精度不输神经网络,本文将研究重点放在相关滤波类算法上。最早的相关滤波器是Bolme等^[9]提出的误差最小平方和滤波器(MOSSE),随后Henriques等^[10]在2014年对MOSSE中的相关滤波器进行了完善和应用,提出了核相关滤波器(KCF)和判别相关滤波器(DCF),这两种滤波算法作为基础后来被很多算法进行改进。此后,广大学者从各个角度对相关滤波算法进行了改进。其中,Danelljan等^[11]提出了空间尺度判别跟踪(DSST)算法,巧妙地把尺度因素与相关滤波结合在一起,相互独立地对尺度和位置进行滤波,解决了KCF中没有尺度变化的问题。而文献[12-14]也分别通过不同的方式为相关滤波算法的尺度模型更新提供了很好的思路。此外,为了检测目标跟踪过程中是否有遮挡或目标丢失的情况发生,近几年也有不少算法致力于加入置信度评判标准,以使跟踪过程更可靠。Ma等^[15]提出的长时相关跟踪(LCT)算法采用分类器检测响应,与阈值进行对比来检测置信度。文献[16]采用最早由MOSSE引入的置信度标准峰值旁瓣比(PSR)对目标跟踪的置信度进行评判。文献[17]利用空域可靠性的两个指标反映通道可靠性。LMCF算法^[18]提出了一种新的

置信度评判参数,进一步描述了滤波响应图的起伏度。前人还进行了很多从各种不同角度对相关滤波算法进行改进的研究,文献[19-21]分别从边界效应、神经网络提取特征、连续空间域插值等方面对相关滤波算法加以改进,都取得了较好的效果。

相关滤波算法及其部分改进算法虽然精度较高、速度较快,但仍存在错跟或跟丢以及尺度调整不到位的缺陷,例如,KCF没有尺度调整,DSST算法易丢失目标,其他尺度更新算法耗时较长,LCT算法设置了较多滤波器因而过程复杂。因此本文从置信度判别及尺度更新着手对相关滤波算法进行了改进。本文先采用经典的PSR方法判别跟踪稳定性,置信度低于阈值时停止更新并根据PSR值对相关参数进行调整,避免出现干扰后无法搜索到原目标;然后加入尺度更新机制,由于相邻两帧之间变化不大,每帧都进行检测耗时较多,所以每隔 M 帧进行一次尺度响应检测,以求减少时间的消耗。最后进行了多组实验,验证了本文算法的有效性。

2 相关滤波类算法基本原理

相关滤波方法就是在当前帧与之前所有帧之间训练一个相关滤波器,根据每一帧中的信息对新输入的帧进行相关性计算,得到新一帧与之前帧相似程度的置信度响应图,响应最大的位置视为目标新一帧所在位置。其最大的创新点在于对搜索区域进行密集采样,运用循环矩阵对角化的特征和快速傅里叶变换,使滤波过程的计算变得十分简单快速,不仅使跟踪效果较好,而且大大提升了运算速度。其采样后训练滤波器所采用的目标函数为

$$\omega = \min_w \sum_i [f(x_i) - y_i]^2 + \lambda \|w\|^2, \quad (1)$$

式中: w 为参数, λ 为正则化系数, y_i 为样本 x_i 的期望输出。

引入核函数:

$$w = \sum_i \alpha_i \Phi(x_i), \quad (2)$$

得到傅里叶域内的简化解为

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{y}}{(\hat{K}^{xx} + \lambda)^*}, \quad (3)$$

式中: $\Phi(x_i)$ 为核函数, α_i 为向量 α 的元素, $\hat{\alpha}$ 为傅里叶域的 α , \hat{K}^{xx} 为循环矩阵。将相关滤波的主要变化参数变为滤波器系数 α 和目标模型 x 。

相关滤波器的更新方式主要是线性插值,设置插值系数为 η ,则

$$\begin{cases} \alpha_t = (1 - \eta)\alpha_{t-1} + \eta\alpha'_t \\ x_t = (1 - \eta)x_{t-1} + \eta x'_t \end{cases} \quad (4)$$

式中： α'_t 与 x'_t 为新一帧训练的滤波器系数和目标模型， α_{t-1} 与 x_{t-1} 为先前的滤波器系数和目标模型。

训练滤波器模型之后即可进行目标检测。单一样本和待测样本集的响应计算公式为

$$f(z_j) = \alpha^T \Phi(X) \Phi(z_j), \quad (5)$$

$$\hat{f}(z) = \hat{K}^{xz} \hat{\alpha}, \quad (6)$$

式中： $f(z)$ 为与 z 相同大小的滤波响应图，图中概率最大的点即视作目标在新一帧中的位置。相关滤波器的主要工作流程如图1所示。

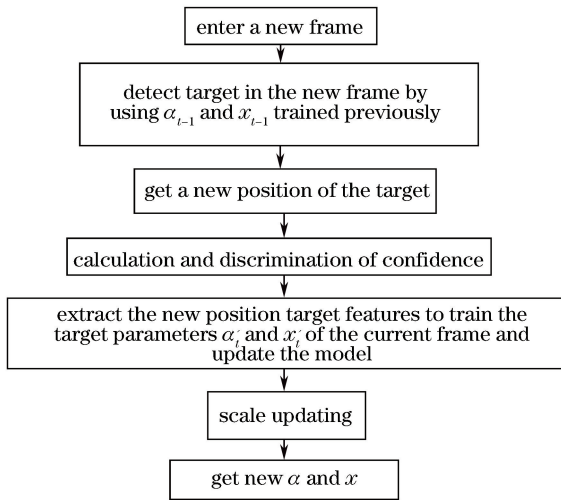
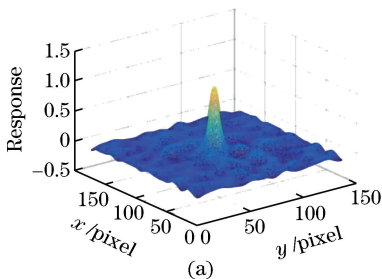


图1 相关滤波工作流程

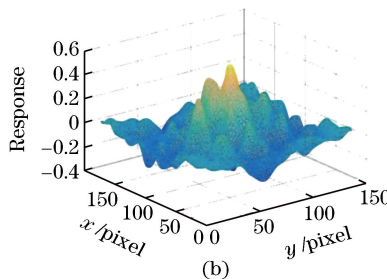
Fig. 1 Correlation filter workflow

3 更新策略

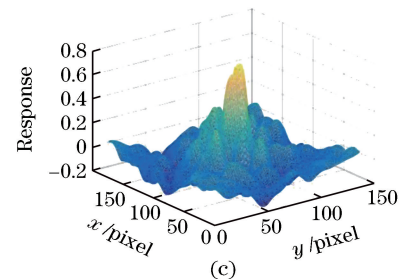
在各类目标跟踪算法中，对目标模型的更新是



(a)



(b)



(c)

图2 良好跟踪和有干扰情况下的响应图对比。(a)良好跟踪；(b)有遮挡；(c)有相似目标干扰

Fig. 2 Comparison of responses under good tracking and interference conditions. (a) With good tracking;

(b) with occlusion; (c) with similar target

必不可少的，只有滤波器的更新能够跟上目标的变化才能保证较好的跟踪效果。除模型更新外，目标在视野中的尺度大小也时刻在变化，因此，目标跟踪算法也需要有尺度检测机制，及时跟随目标大小的变化，避免学习到目标的局部纹理或者引入较多噪声。

3.1 模型更新

目标的形态、大小等在跟踪过程中会不停地变化，而当前的目标模型只含有之前目标的样本信息，若目标模型的更新跟不上目标的变化，就会无法识别目标，导致目标丢失；若快速更新目标模型，就会形成误差的积累，导致跟踪漂移。因此，模型的更新速度是一个两难的问题，如何合理地更新目标模型，使之能够准确地适应目标的变化，同时避免模型漂移导致跟踪失败，是目标跟踪中的一项重要研究内容。

传统的相关滤波方法采用线性插值方法[(1)式]进行更新，在基本保留以前滤波器模型的同时加入目标的最新信息，选取合理的更新系数以控制更新速率。遇到遮挡或相似目标干扰时，这种随时更新模型的方法就会将错误的信息更新到原本的模型中，从而使误差积累。因此，模型的更新需要一定条件，即需要判断跟踪结果的准确性，当跟踪不准确时停止更新，减少引入误差的可能性，这个对跟踪结果准确性的评价就是置信度。Football 视频序列中不同环境条件下的响应图对比如图2所示，该序列为灰度图像，存在较多相似干扰和遮挡。从图中可以清晰地看到，在良好跟踪[图2(a)]、遮挡[图2(b)]和相似目标干扰[图2(c)]的情况下，其响应图也有

较大差距。遮挡情况下旁瓣较高,主峰不明显,而相似目标干扰情况下主峰和旁瓣几乎合并,很容易跟踪错误。

为了更好地评估目标是否被干扰以及跟踪的质量,采用峰值旁瓣比评判目标跟踪的置信度。峰值旁瓣比是一个描述主瓣相对旁瓣突出程度的物理量。由图 2 可知,当目标被外物遮挡时,滤波器响应峰值会下降,旁瓣会上升;当有相似目标干扰时,响应图中会出现多个伪峰值,导致旁瓣与峰值间的对比度下降,极易跟踪到错误目标。两种情况都会使响应图中峰值和旁瓣的对比度即 PSR 下降。因此采用 PSR 来定性描述跟踪质量,并以此决定是否更新目标模型。PSR 的计算公式为

$$R_{ps} = \frac{p - \mu}{\sigma}, \quad (7)$$

式中: p 为目标峰值响应, μ 和 σ 分别为峰值周围一定范围内的旁瓣区域的均值和标准差。PSR 的值越大说明当前帧目标的位置可信度较大,错误跟踪的可能性较小;PSR 的值越小说明跟丢或目标被遮挡的可能性越大。检测每一帧图像的置信度,当其 PSR 值小于阈值 U 时停止目标模型的更新,当物体重新出现或跟踪稳定时,PSR 值大于该阈值,再继续更新模型。阈值 U 为多次实验得到的经验值,取值一般在 1.7 和 2.2 之间。

3.2 尺度更新

当获得滤波器响应峰值处的目标后,对目标进行尺度检测可以进一步减小噪声的影响。但是尺度检测是非常耗时的一项工作,会使速度大幅降低,所以针对尺度检测的耗时问题进行了两步改进。

1) 设置一个尺度更新间隔 T 。相邻两帧之间目标的尺度变化非常小,尺度检测大多是无效的。将尺度对比从相邻两帧改为间隔为 T 的两帧,使目标尺度有相对明显的变化之后再对其进行尺度检测和更新,既增加了准确度,又减少了尺度更新的次数,可以较为有效地降低尺度更新对速度的影响。

2) 采用平均二分法检测响应最大的尺度。设置尺度池 $N(N = \{0.85, 0.90, 0.95, 1, 1.05, 1.10, 1.15\})$ 内的尺度个数为 7,个数过多容易影响速度,过少会使精度下降。依次取 N 中的元素乘以原跟踪框的宽高,得到新的尺度检测范围。现有的算法代码大多是对每一个新的检测范围求取滤波器响应之后在所有响应中寻找最大值作为新的尺度,这种计算方法没有对目标大小的增减进行有效判断再有针对性地更新尺度,加大了计算量,降低了效率。本

文方法采用平均二分法寻找最大响应。设 $N(i)$ 为尺度池中第 i 个元素对应的搜索范围的响应最大值,先计算最中间的 $N(4)$, $N(3)$ 与 $N(5)$ 。若 $N(4)$ 最大,则尺度不变;若 $N(3)$ 最大,则向下比较 $N(2)$ 与 $N(3)$;若 $N(5)$ 最大,则向上比较 $N(5)$ 与 $N(6)$,直到找到向下或向上的响应最大值,更新尺度作为下一帧的初始尺度。此种尺度检测策略能够有效地减少计算尺度响应的次数,节约了计算耗时,在确保解决尺度问题的同时降低了速度代价,使算法满足实时性要求。

4 实验验证

采用 MATLAB R2015b 作为实验平台,实验视频为 OTB-50 标准数据集和 OTB-100^[22] 标准数据集中的视频序列。标准数据集涵盖了快速移动、颜色变化、光照变化、遮挡、尺度变化等一系列视频目标跟踪过程中常见的问题。对大量不同情况的视频进行实验,避免算法只对特定视频有优势的可能,同时对每个实验的多次数据取平均值,避免出现偶然结果。主要针对有遮挡和尺度变化的视频进行实验,如 Biker、David、CarScale、Walking2 等。实验评价指标采用国际会议通用的精度和正确率曲线。精度即实际跟踪框中心坐标与标注目标框中心坐标之间的距离,曲线横轴为距离阈值,纵轴是距离超过当前阈值的帧数与总帧数的比值。正确率为实际跟踪框与标注目标框之间面积的重叠率,即重叠面积与总面积之比,曲线的横轴是重叠率阈值,纵轴是重叠率大于当前阈值的帧数与总帧数的比值。两种曲线都是越靠上跟踪效果越好。

首先对每帧 PSR 的数值变化情况及加入置信度评判机制前后视频序列的精度变化情况进行仿真,结果如图 3 和图 4 所示。图 3 中红线为设定阈值 $U = 2.1$,当实际 PSR 大于阈值 U 时视作跟踪可

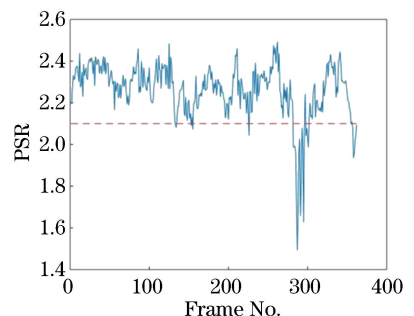


图 3 PSR 值的变化
Fig. 3 Change of PSR

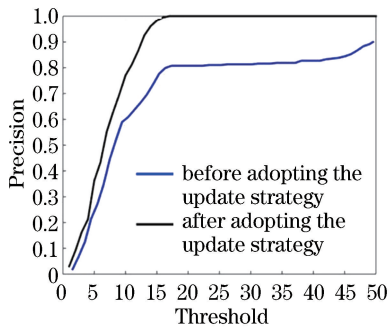


图4 采用更新策略前后的跟踪精度

Fig. 4 Tracking precision before and after the update strategy

靠,可以更新滤波器,当实际 PSR 小于阈值 U 时停止更新。由图 4 可以看出,采用置信度更新策略前后跟踪精度有明显的提升。

通过实验验证本文算法相对原算法的优势,并将本文算法与加入尺度变换的 DSST 算法、利用新的置信度参数进行模型更新的 LMCF 算法在数

据集上进行多次实验取平均值作图比较,以验证本文算法的效果。图 5 所示为本文算法与改进前后实验效果的对比,改进后的算法为红色曲线,位于最上方,效果最好。由图中典型数据可知,本文目标更新方法的精度比原相关滤波算法提高了约 38%,正确率提高了约 33%,跟踪效果有明显的提升。

采用 LMCF 算法、SRDCF 算法、相关滤波基本算法 KCF 及其尺度改进的 DSST 算法,以及经典粒子滤波算法和 Meanshift 算法与本文算法进行对比实验,定量结果如图 6 所示。由图 6 可以看出,本文算法的跟踪精度和正确率比较优秀,相比其他算法都有较大提升。其中 SRDCF 算法跟踪效果与本文算法近似,但是其跟踪速度较慢,无法实现实时跟踪,所以不能达到工程上对目标跟踪效果的实际需求。本文算法的平均速度约为 43 frame/s,能够在确保实时性的前提下,通过置信度判别和尺度调整,较大程度地提升跟踪的精度和正确率。

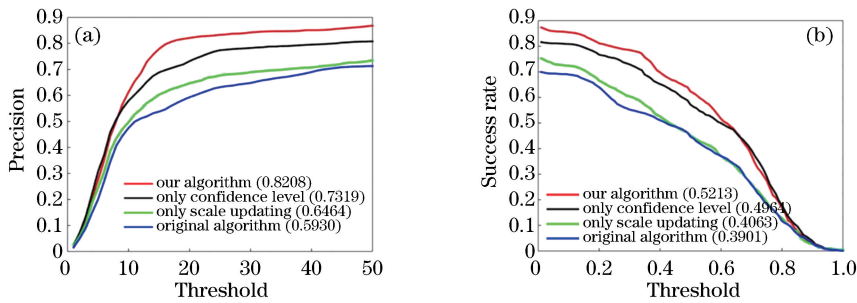


图5 本文算法与原算法效果对比。(a)精度;(b)正确率

Fig. 5 Comparison of the results obtained by the proposed algorithm and the original algorithm. (a) Precision; (b) success rate

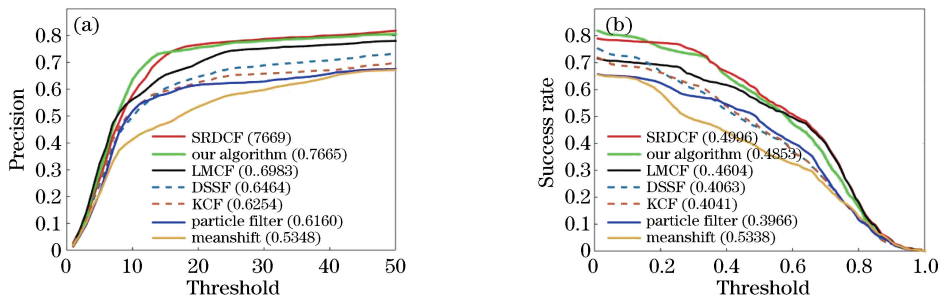


图6 本文算法与现有算法数据对比。(a)精度;(b)正确率

Fig. 6 Comparison of the data obtained by the proposed algorithm and existing algorithms. (a) Precision; (b) success rate

选择定量分析中速度和效果综合性能较好的 LMCF、DSST 和 KCF 算法与本文算法进行对比。由于篇幅限制,仅展示了大量实验视频中选取的几个典型视频的跟踪效果截图,如图 7 所示。Panda 视频序列中,熊猫在园内走动,有尺度变换和遮挡,且分辨率较低,其他几个算法相继丢失目标,本文算

法虽然出现了一定误差,但是仍能跟上熊猫的走动。Girl 视频序列中,目标经过较大变化后重新出现,LMCF 算法和 KCF 算法出现了跟踪偏差,DSST 算法跟踪错误,本文算法能够较好地跟上目标。CarScale 和 Dog1 视频序列中,DSST 算法跟踪不稳定,出现跟丢和较大偏差,LMCF 算法没有跟上汽

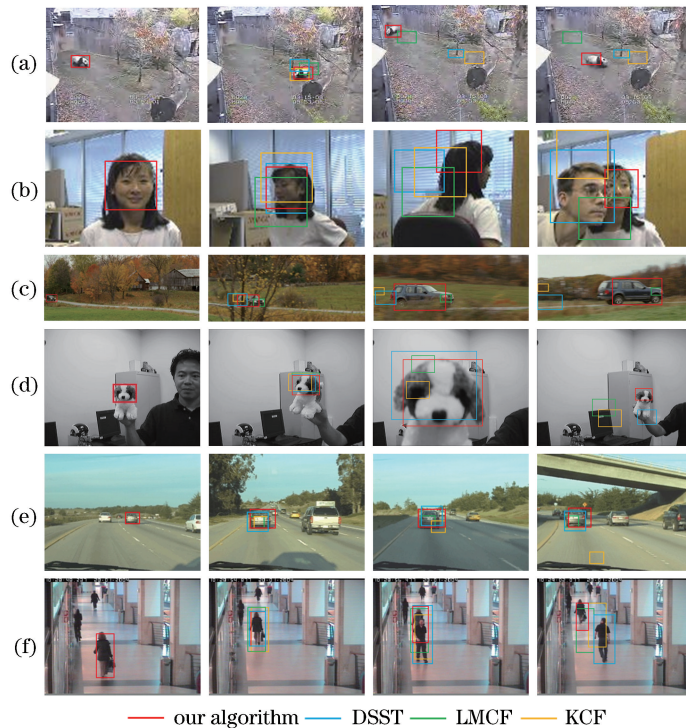


图 7 本文算法与现有算法针对不同视频序列的效果对比。(a) Panda;(b) Girl;(c) CarScale;
(d) Dog1;(e) Car2;(f) Walking2

Fig. 7 Comparison of the effect obtained by the proposed algorithm and existing algorithms for different video sequences.
(a) Panda; (b) Girl; (c) CarScale; (d) Dog1; (e) Car2; (f) Walking2

车尺度的变化,跟踪精度较低,本文算法不仅能随着目标大小变化,而且还能在经过遮挡后重新找到目标。Car2 和 Walking2 视频中也可以看出,本文算法达到了较好的跟踪效果。

5 结 论

提出一种新的模型更新方式,用置信度进行评判,对稳定跟踪的目标采用快速省时的更新方式,对有干扰或遮挡的目标采用容错率更高的更新方式,暂停更新滤波器模板并扩大搜索范围,减小误跟错跟的概率,提高了稳健性。尺度更新的引入能够更为准确地捕获目标,避免引入杂波和误差,提高精度的同时最小化时间代价。对本文算法与现有相关滤波类算法进行了对比实验,结果证明本文算法达到了较好的跟踪效果,在一定程度上超越了现有算法,值得进一步研究与改进。

参 考 文 献

[1] Yan J, Wu M Y, Chen S Z, *et al.* Anti-occlusion tracking algorithm based on Mean Shift and fragments [J]. Optics and Precision Engineering,

2010, 18(6): 1413-1419.

颜佳, 吴敏渊, 陈淑珍, 等. 应用 Mean Shift 和分块的抗遮挡跟踪 [J]. 光学精密工程, 2010, 18(6): 1413-1419.

[2] Zhang B. Research on visual tracking algorithm based on particle filter[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2007.

张波. 基于粒子滤波的图像跟踪算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2007.

[3] Curwen R W, Amini A A, Duncan J S, *et al.* Tracking vascular motion in X-ray image sequences with Kalman snakes [C] // Computers in Cardiology 1994, 1994: 109-112.

[4] Gao L, Wang J F, Fan Y, *et al.* Robust visual tracking based on convolutional neural networks and conformal predictor[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 0815003.

高琳, 王俊峰, 范勇, 等. 基于卷积神经网络与一致性预测器的稳健视觉跟踪 [J]. 光学学报, 2017, 37(8): 0815003.

[5] Kalal Z, Mikolajczyk K, Matas J. Tracking-learning-detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(7): 1409-1422.

- [6] Nam H, Han B. Learning multi-domain convolutional neural networks for visual tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2016: 4293-4302.
- [7] Danelljan M, Häger G, Khan F S, *et al.* Convolutional features for correlation filter based visual tracking [C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), IEEE, 2015: 621-629.
- [8] Held D, Thrun S, Savarese S. Learning to track at 100 fps with deep regression networks [C] // European Conference on Computer Vision, Springer, 2016: 749-765.
- [9] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, *et al.* Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2010: 2544-2550.
- [10] 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.
- [11] Danelljan M, Häger G, Khan F S, *et al.* Accurate scale estimation for robust visual tracking [C] // British Machine Vision Conference, 2014: 65.
- [12] Qian T H, Luo Z Q, Li G J, *et al.* Scale adaptive improvement of kernel correlation filter tracking algorithm [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(3): 811-816.
钱堂慧, 罗志清, 李果家, 等. 核相关滤波跟踪算法的尺度自适应改进[J]. 计算机应用, 2017, 37(3): 811-816.
- [13] Ma X N, Liu X L, Li Y Y. Fast scale-adaptive correlation tracking [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2017, 29(3): 450-458.
马晓楠, 刘晓利, 李银侠. 自适应尺度的快速相关滤波跟踪算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(3): 450-458.
- [14] Liu W, Zhao W J, Li C. Long-term visual tracking based on spatio-temporal context [J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(1): 0115001.
刘威, 赵文杰, 李成. 时空上下文学习长时目标跟踪[J]. 光学学报, 2016, 36(1): 0115001.
- [15] Ma C, Yang X, Zhang C, *et al.* Long-term correlation tracking [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2015: 5388-5396.
- [16] 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.
王暉, 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.
- [17] Lukežić A, Vojir T, Zajc L C, *et al.* Discriminative correlation filter with channel and spatial reliability [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2017: 4847-4856.
- [18] Wang M M, Liu Y, Huang Z Y. Large margin object tracking with circulant feature maps [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2017: 4800-4808.
- [19] Danelljan M, Häger G, Khan F S, *et al.* Adaptive decontamination of the training set: a unified formulation for discriminative visual tracking [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2016: 1430-1438.
- [20] 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.
- [21] Danelljan M, Robinson A, Khan F S, *et al.* Beyond correlation filters: learning continuous convolution operators for visual tracking [C] // European Conference on Computer Vision, Springer, 2016: 472-488.
- [22] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: a benchmark [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2013: 2411-2418.