

一种长宽比自适应变化的目标尺度估计算法

郭静静^{1,2}, 侯志强^{1,2}, 陈立琳^{1,2}, 蒲磊³, 余旺盛³, 马素刚^{1,2}

(1. 西安邮电大学计算机学院, 西安, 710121; 2. 西安邮电大学陕西省网络数据分析与智能处理重点实验室, 西安, 710121; 3. 空军工程大学信息与导航学院, 西安, 710077)

摘要 针对视觉跟踪中由于尺度变化、遮挡等复杂场景造成的跟踪失败问题,提出一种尺度长宽比自适应变化的目标尺度估计算法。该算法采用 35×35 个尺度因子来实现对目标的长宽比估计,为了降低运算量,通过分层尺度估计对二维尺度采样因子进行选择,既确定了目标的最佳尺度,又提高了算法的运行速度;为了进一步提高跟踪算法的鲁棒性,使用相邻两帧之间响应向量的欧式距离作为评判模板是否更新的标准。将尺度估计和模板更新模块引入到目前3种性能出色的相关滤波算法DSST、HCF和OSA中,进行仿真验证。实验结果表明,与原始算法相比,引入模块的新算法在跟踪成功率和精度上均有显著提高,在OTB100数据集上,成功率与3种原始算法相比,分别提高了1.3%、1.4%和1.4%,精度分别提高了1.2%、1.3%和1.0%,尤其在尺度变化、目标遮挡等复杂场景下具有明显的优势。

关键词 目标尺度估计算法;尺度长宽比;模板更新;相关滤波;分层尺度估计

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2021.01.013

中图分类号 TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2021)01-0077-08

An Algorithm of Target Scale Estimation Based on Adaptive Change of Aspect Ratio

GUO Jingjing^{1,2}, HOU Zhiqiang^{1,2}, CHEN Lilin^{1,2}, PU Lei³, YU Wangsheng³, MA Sugang^{1,2}

(1. Institute of Computer, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China; 2. Shaanxi Key Laboratory of Network Data Analysis and Intelligent Processing, Xi'an University of Posts and Telecommunications, Xi'an 710121, China; 3. Information and Navigation College, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract Aimed at the problems that tracking failure remains in visual tracking, being caused by complex scenes such as scale changes and occlusion, a target scale estimation algorithm with adaptive change of scale aspect ratio is proposed. An aspect ratio estimation of the target is realized by adopting 35×35 scale factors in the algorithm. In order to reduce the amount of calculation, the two-dimensional scale sampling factor is selected by hierarchical scale estimation. By so doing, not only the optimal scale of the target is determined, but also the algorithm is improved. In order to further improve the robustness of the tracking algorithm, the Euclidean distance of the response vector between two adjacent frames is used as the criterion for judging whether the template is updated. The scale estimation and template update module proposed

收稿日期: 2020-07-08

基金项目: 国家自然科学基金(62072370;61703423)

作者简介: 郭静静(1995—),女,河南周口人,硕士生,研究方向:图像处理和目标跟踪。E-mail:15938235117@163.com

引用格式: 郭静静, 侯志强, 陈立琳, 等. 一种长宽比自适应变化的目标尺度估计算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2021, 22(1): 77-84. GUO Jingjing, HOU Zhiqiang, CHEN Lilin, et al. An Algorithm of Target Scale Estimation Based on Adaptive Change of Aspect Ratio [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2021, 22(1): 77-84.

in this paper are introduced into the current three excellent correlation filtering algorithms DSST, HCF and OSA. The experiment results show that compared with the original algorithm, the tracking success rate and accuracy are improved significantly by using the new algorithm. On the OTB100 data-set, the success rate increases by 1.3%, 1.4% and 1.4% respectively compared with the above three original algorithms. The accuracy increases by 1.2%, 1.3% and 1.0% respectively, especially in complex scenes such as scale changes and target occlusion. The new algorithm is advantageous to the visual tracking.

Key words target scale estimation algorithm; scale aspect ratio; model updating; correlation filtering; hierarchical scale estimation

目前,在视觉目标跟踪^[1]中,相关滤波方法以其优异的快速性和良好的跟踪性能受到研究人员的关注。Bolme 等人^[2]首次将相关滤波引入跟踪领域,提出误差最小平方和滤波器(MOSSE)跟踪算法,对尺度和形变的鲁棒性有较好的跟踪效果;Henriques 等人^[3]提出基于循环结构(CSK)的核相关滤波跟踪算法,取得良好的跟踪结果;Henriques 等人^[4]提出核相关滤波(KCF)跟踪算法,扩展了特征通道,提升了跟踪性能。但上述算法都是采用固定尺度因子,当目标尺度发生变化时,极易产生漂移甚至跟丢现象。

为解决跟踪过程中目标尺度变化问题,Li 等人^[5]提出尺度池(scale adaptive with multiple feature tracker, SAMF)方法,提高了跟踪效率,但由于其搜索范围较小,导致目标尺度定位并不准确;Danelljan 等人^[6]提出以 KCF 为基础的尺度金字塔(discriminative scale space tracking, DSST)跟踪算法,解决了尺度等比例变化的问题,但未解决目标长宽比变化问题;He 等人^[7]基于尺度金字塔的方法提出尺度因子为 10、步长因子为 1.03 的跟踪算法,其尺度改进方法极大提高了跟踪精度,但仍没有解决目标长宽比变化问题;Li 等人^[8]提出使用 4 个二维相关滤波器分别定位目标上下左右边界,能较好地估计目标尺度长宽比变化,但计算较复杂。

此外,在跟踪过程中,目标和背景由于各种因素会发生变化,如果没有良好的模板更新机制,很容易导致跟踪失败^[9]。Wang 等人^[10]提出用平均响应相关能量值(APCE)来判断当前跟踪情况,采用多峰检测机制和高置信度更新机制,提升跟踪的速度;KIANI 等人^[11]提出使用真实移位产生的负样本,这些样本包括更大的搜索区域和真实的背景,但当遇到背景复杂及各种干扰的情况下,易造成模板漂移,从而导致目标跟踪失败。

针对以上研究存在的不足,本文提出分层尺度估计方法,旨在解决实际跟踪中目标尺度长宽比变化问题,进一步提高跟踪算法的鲁棒性。

1 相关概念

在考虑目标尺度变化的跟踪算法中,基于相关滤波框架的算法应用广泛^[12]。以 DSST 算法为例,其位置估计使用二维相关滤波器,计算响应值,取其最大值对应的坐标为目标的位置;其尺度估计使用尺度金字塔方法^[13],将目标进行不同尺度的放大或缩小,选择最大响应值作为最终目标的尺度,从而达到尺度自适应。本文主要考虑基于相关滤波跟踪的目标尺度估计问题。

1.1 相关滤波跟踪

相关滤波跟踪是通过大量训练样本找到一个分类器函数 $f(x; w) = \langle w, x \rangle$,使得其在某种决策条件下损失最小, w 为分类器函数待求参数^[4]。通过将误差平方和作为损失函数,可得到 w 的求解形式为:

$$\min_w \sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \lambda ||w||^2 \quad (1)$$

式中: x_i 和 y_i 分别为训练样本和所对应的标签; λ 为正则化系数。通过对式(1)求偏导,得到其解为:

$$w = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T y \quad (2)$$

式中: X 是样本矩阵,每行代表一个样本 x_i ; I 是与 X 同维度的单位矩阵; y 中的每一个 y_i 对应训练样本 x_i 的标签。通过核函数处理方法将输入样本 X 映射到高维特征空间中,则分类器的待求参数 w 可以在它的对偶空间中表示为: $w = \sum_i \alpha_i \varphi(X_i)$,将求解问题转换为 α ,且它的频域表示为 $\hat{\alpha}$ 。对于一帧新的图像 Z ,所对应的分类器在频域中的响应输出为:

$$\hat{f}(z) = \hat{K}^{XZ} \odot \hat{\alpha} \quad (3)$$

式中: $\hat{K}^{XZ}$ 是核矩阵 $K = \langle \varphi(X), \varphi(Z) \rangle$ 的离散傅里叶形式,式(3)中的傅里叶逆变换最大值所对应的坐标为目标在下一帧的位置。

1.2 DSST 跟踪

DSST 算法提出一种尺度估计方法^[6],该方法可以和所有相关滤波算法相结合,具有良好的通

用性。

利用 1.1 节的相关滤波模型可以得到预测目标的位置,然后以位置估计得到的中心点构建尺度金字塔块 x_s, x_s 为 33 种不同尺度因子构建的训练样本集。利用尺度金字塔块计算出尺度滤波器的系数矩阵为:

$$\alpha_s = (\mathbf{K}^{x_s + \mu})^{-1} y_s \quad (4)$$

式中: $\mathbf{K}$ 表示核空间的核矩阵; y_s 为尺度滤波器响应值。以位置预测的中心提取金字塔图像块,并提取其直方图(HOG)特征,构成尺度样本集 Z_s ,经过训练的尺度滤波器的回归函数为:

$$f_s(Z_s) = \mathbf{K}^{x_s Z_s} \Theta \alpha_s \quad (5)$$

式中: α_s 为尺度滤波器的系数矩阵,取其函数最大值对应的尺度为下一帧目标的尺度。

2 本文算法

针对跟踪过程中尺度的精确估计问题,本文提出一种长宽比自适应变化的目标尺度估计算法,通过构建二维尺度因子来估计目标的长宽比变化,有效地解决了目标的尺度变化问题;为进一步提高跟踪算法的鲁棒性,针对模板更新问题,提出了一种新的更新策略来判断是否需要更新模板,有效避免了跟踪过程中的模板漂移问题。

2.1 尺度估计模块

尺度估计模块主要采用扩充尺度长宽因子和分层尺度估计的方法,在提高跟踪器鲁棒性的同时,还保证其具有较快的跟踪速度。

2.1.1 尺度估计中长宽因子的选取

运动过程中,相较于目标尺度等比例扩大或缩小,更容易发生尺度长宽比变化的扩大或缩小^[14]。目标尺度的扩大或缩小可能会由目标平面旋转、形变等因素引起,并严重影响跟踪性能。尺度金字塔用于尺度估计的目标样本选择方法为:

$$I = a^n P \times a^n R \quad (6)$$

式中: I 为图像的大小; a 为尺度因子,值为 1.02; $n \in \{[-\frac{S-1}{2}], \dots, [\frac{S-1}{2}]\}$, S 为尺度总个数, $S=33$; P, R 分别为目标在上一帧的宽和高。从式(6)可以得到原始的尺度滤波器只对目标尺度做等比例放大或缩小变化的估计。

为了使目标的尺度估计出现长宽比变化,本文提出了新的尺度滤波器构建方法,其尺度因子定义为:

$$c^i P \times d^j R \quad (7)$$

式中: c, d 为尺度因子,经过实验对比及分析, c, d 取 1.02 时跟踪效果最佳,其中 $i, j \in \{[-\frac{S-1}{2}], \dots,$

$[\frac{S-1}{2}]\}$, $S=35$; P, R 分别为目标在上一帧的宽和高。由于式(7)中 i, j 的值不一定同时变化,相较于式(6),会使得目标估计出现具有长宽比变化的候选框,能够更加准确地估计目标尺度。

尺度金字塔与本文提出的尺度估计模块在 DSST 算法中的采样结果对比见图 1,对于第 $T+1$ 帧图片,对该图片进行 $m \times n$ 次多尺度采样(其中 m 为宽的采样次数, n 为高的采样次数, $m=n=35$),达到了精确估计目标尺度长宽比变化的目的;采样完成之后,对每一个图像块都提取其 HOG 特征,通过计算相关响应值得到最佳的尺度因子,即为第 $T+1$ 帧的目标尺度。

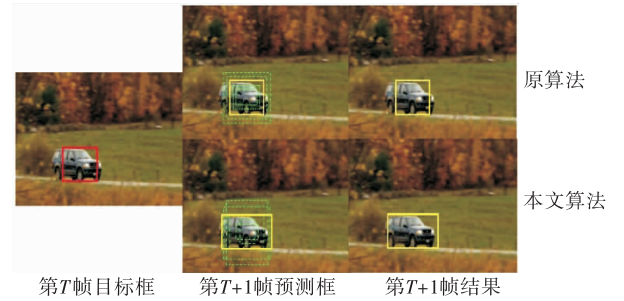


图 1 尺度金字塔与本文提出的尺度估计模块在 DSST 中的采样结果对比图

2.1.2 减少运算量的分层尺度估计

采用 2.1.1 节中尺度长宽因子的选取方法,使目标尺度估计中出现具有长宽比变化的候选框,但由于目标在运动过程中的尺度变化具有连续性,若采用 35×35 的尺度估计方法进行穷搜索,则会出现过多的无效采样,极大地降低跟踪速度。因此本文提出分层尺度估计来减少采样次数、提高跟踪速度。

分层尺度估计方法思路如下:以目标高方向 35 个尺度因子为例,首先将 35 个因子按数值大小分为 5 份,每份 7 个因子,选取每一份居中的因子,作为该方向粗略估计因子,宽方向因子的选取类似;然后根据两组因子的顺序组合对搜索区域进行 5 次等比例采样,粗略估计出目标的长宽因子,将其定位到 35 个因子中,选出所对应的 7 个因子交叉组合,进行 7×7 次采样实现对目标尺度的等比例变化和长宽比变化,取其最大响应值对应的尺度作为目标修正尺度因子,即目标最佳尺度,分层估计原理过程见图 2。

对于一幅输入图像,第 1 层粗略估计只对目标进行等比例的扩大或缩小变化,首先在 35 个因子中选取 5 个作为粗略估计因子,采样结果记为 $F_1, \dots, F_i, \dots, F_5$;然后提取其 HOG 特征,计算相关响应;最后将其最大响应值对应的因子作为粗略估计的长

宽因子 w_i 和 h_i , 构建粗略尺度估计模板。

第 2 层尺度修正估计包括等比例变化和长宽比变化, 以第 1 层为基础。图 2 中, 只提取蓝色框的预测目标特征。第 2 层整体流程为: 首先对第 1 层选取标号为 t 的因子, 将其对应交叉组合作为修正估计因子, 对目标进行 7×7 次采样采样过程为: 对于

宽方向一个固定的尺度因子, 取高方向 7 个修正估计因子, 计算其响应; 然后变化其宽方向因子, 循环取尽 7×7 个修正估计因子; 最后选取最大响应值对应的尺度为目标最佳尺度 w_f 和 h_f , 构建修正尺度估计模板。

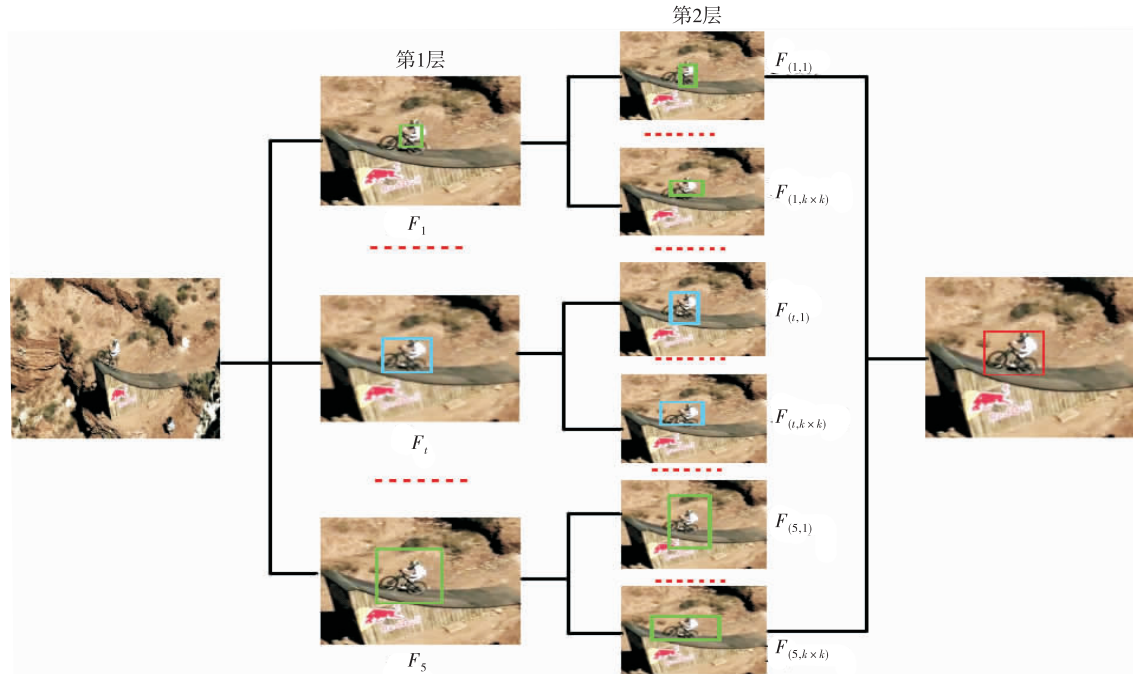


图 2 分层尺度估计原理图

在目标尺度估计模块, 仅采用扩充尺度长宽因子的方法需进行 $m \times n (m=n=35, \text{共 } 1\,225)$ 次采样, 而加入分层尺度估计模块后仅需计算 $x+k \times k (x=5, k=7, \text{共 } 54)$ 次, 因此跟踪速度得到极大提高。

表 1 列出了 3 个原始算法的平均 FPS 和加入本文模块之后 3 个算法的平均 FPS。通过实验数据得到: 加入本文模块之后的算法在运行效率上均有一定程度的提高。

表 1 原始算法与改进之后的算法速度对比

算法	原始算法 FPS	加入本文模块 FPS
DSST	57.793 3	59.243 2
HCF	15.681 3	16.299 6
OSA	17.352 1	19.748 9

2.2 模板更新模块

目标在运动过程中, 会出现尺度变化、旋转、遮挡等复杂场景^[15], 采用一般的逐帧更新策略, 会导致模板受到背景干扰, 致使模板漂移严重。针对此问题, 本文通过判断相邻两帧目标的差异性来对模板进行选择更新。

对于尺度滤波器 H^s , 令 A_t^s 和 B_t 分别表示其在第 $t-1$ 帧时的分子项和分母项, 则第 t 帧中, 尺

度滤波器的更新策略为:

$$\begin{cases} A_t^s = (1 - \eta)A_{t-1}^s + \eta \bar{G}_t^s F_t^s \\ B_t = (1 - \eta)B_{t-1} + \eta \sum_{k=1}^d \bar{F}_t^k F_t^k \\ H^t = \frac{\bar{G} F^s}{\sum_{k=1}^d \bar{F}^k F^k + \lambda} = \frac{A_t^s}{B_t + \lambda} \end{cases} \quad (8)$$

式中: η 为尺度滤波器的学习率。

在对目标进行分层尺度估计时, 共使用 2 个模板, 分别是粗略估计模板和修正估计模板, 其模板构建方式参考 2.1.2 节。对于粗略估计模板, 为保证目标不被跟丢, 使用式(8)对该模板进行实时更新;

对于修正估计模板, 为防止模板漂移, 提出一种新的模板更新策略, 公式为:

$$||R_t - R_{t-1}||_2^2 > \delta \quad (9)$$

式中: R_t 和 R_{t-1} 分别为目标第 t 帧和第 $t-1$ 帧的目标响应向量, δ 的取值通过实验选取。当式(9)成立时, 认为目标发生明显形变或尺度变化, 对修正估计模板进行更新; 反之, 则不更新修正估计模板。

2.3 算法整体流程

综合本文算法关键部分的描述, 主要跟踪步骤见表 2。

表 2 一种尺度长宽比自适应变化的目标尺度估计算法

输入:图像序列 $I_1, I_2, \dots, I_n$, 目标初始位置 $p_0 = (x_0, y_0)$, 目标初始尺度 $S_0 = (w_0, h_0)$ 。	
输出:每帧图像的跟踪结果,即目标最终位置 $p_t = (x_t, y_t)$, 目标尺度估计 $S_t = (w_t, h_t), t = 1, 2, \dots, n$	
步骤 1 目标定位及尺度估计	
1)利用前一帧目标位置 p_{t-1} 以及尺度 S_{t-1} 确定第 t 帧的 ROI 区域;	
2)提取粗略估计多尺度样本 $I_{uc \times hc} = \{I_{uc1 \times hc1}, I_{uc1 \times hc2}, \dots, I_{uc3 \times hc3}, \dots, I_{uc5 \times hc5}\}$;	
3)根据响应图确定 p_t 以及粗略尺度因子 $S_c = (w_c, h_c)$;	
4)提取修正估计多尺度样本 $I_{wf \times hf} = \{I_{wf1 \times hf1}, I_{wf1 \times hf2}, \dots, I_{wf3 \times hf3}, \dots, I_{wf7 \times hf7}\}$;	
5)根据响应图确定目标最终尺度 $S_t = (w_t, h_t)$;	
步骤 2 模板更新	
1)更新粗略估计模板;	
2)若式(9)成立,则通过式(8)更新修正估计模板;	
3)否则不更新修正估计模板。	
结束	

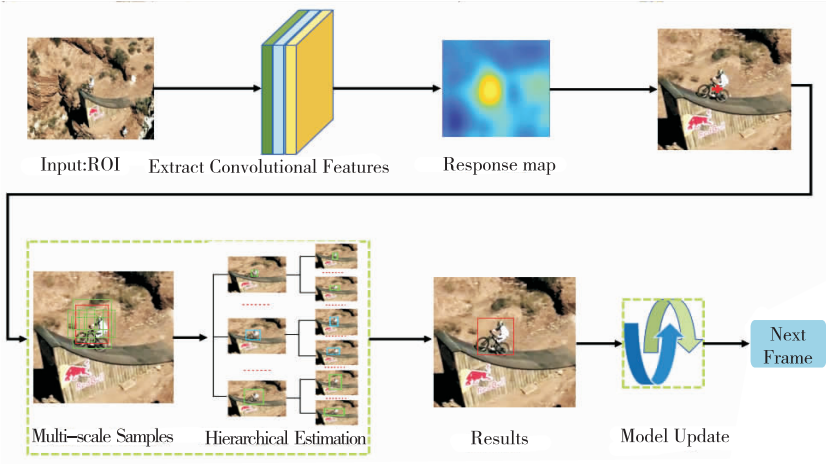


图 3 加入本文模块的 HCF 算法框架图

表 3 3 种算法原始的尺度和模板更新模块

算法	尺度模块	模板更新模块
DSST	尺度金字塔	传统的逐帧更新
HCF	尺度金字塔	传统的逐帧更新
OSA	尺度金字塔	考虑到首帧的模板更新

3 实验结果分析

在 Window7 系统下,采用 MATLAB 2016Rb 进行编程实现本文算法。实验在配置为 Intel(R) Core(TM)i7-6 850k 3.6 GHZ 处理器,内存为 16 GB,GPU 为 NVIDIA GTX 1080Ti 的电脑上进行测试。

通过大量实验结果对比和分析,最终加入本文模块的 DSST、HCF^[16] 和 OSA^[17] 算法中的尺度因子 a 和采样个数 S 分别设定为 $a=1.02, S=35$ 。粗略估计尺度因子 $S_c=5$,其值固定不变,为 $\{1.319\,5, 1.148\,7, 1.0\,870\,6, 0.757\,9\}$,修正估计尺度因子 $S_f=7$,其值根据粗略因子变化。其中 DSST 中 $\delta=0.5$;HCF 中 $\delta=0.1$;OSA 中 $\delta=0.5$ 。

利用 OTB100 测试本文算法的有效性,将本文算法的模块引入到 3 个跟踪算法中,其中 3 个算法中的原始尺度模块和模板更新模块使用的方法见表 3,将本文提出的模块替换原始算法的模块。

3.1 定性分析

为充分说明本文提出模块的有效性,将本文算法作为新的模块加入 DSST、HCF 和 OSA 中,将新的算法分别命名为 DSST_Ours、HCF_Ours 和 OSA_Ours。图 4 给出了 3 种原算法以及其改进后算法跟踪结果,其中红色为本文提出的算法跟踪结果,绿色为 3 种原算法跟踪结果,左上角数字为视频帧数。从以下 2 个方面对算法进行定性分析:

1)快速尺度变化。以视频 CarScale、Car4 和 MotorRolling 为例。在跟踪过程中出现快速尺度变化去情况,虽然 3 种算法都能始终跟踪目标,但不能解决目标尺度长宽比问题,在引入本文尺度模块后,能达到目标尺度自适应的效果。特别是在视频 MotorRolling 中,目标尺度大小交替变化,本文算

法能很好的适应尺度变化。

2)目标遮挡。以视频 Lemming、Tiger2 和 Liq-uor 为例,目标在跟踪过程中有不同程度的遮挡,跟踪算法不能很好地获取目标信息甚至获取错误的信

息,致使跟踪失败。在视频 Liquor 中,由于遮挡情况导致目标跟踪错误,而本文算法提出的模板更新策略,避免了遮挡情况对跟踪结果的影响,因此本文算法对目标遮挡问题有较好的鲁棒性。



图 4 3 种跟踪算法实验结果对比图

3.2 定量分析

根据 2 标准对跟踪器性能进行了评估,即精度和成功率^[18]。图 5 表示在 OTB100 上,3 种原算法和加入本文模块之后 3 种算法的精度和成功率图。

表 4 和表 5 分别为 3 种算法在不同属性的视频中精确度对比结果和成功率对比结果。表格第 1 行代表不同属性的缩写,其中,各属性及缩写分别为:

尺度变化属性 SV、平面外旋转属性 OPR、平面内旋转属性 IPR、遮挡属性 OCC、形变属性 DEF、快速运动属性 FM、光照变化属性 IV、背景复杂属性 BC、运动模糊属性 MB、视野外属性 OV、低分辨率属性 LR。本文算法相较于原始算法在各种属性中表现良好,特别是针对与尺度长宽比变化相关的属性(如 SV、OCC),本文算法跟踪效果明显优于其原始算法。

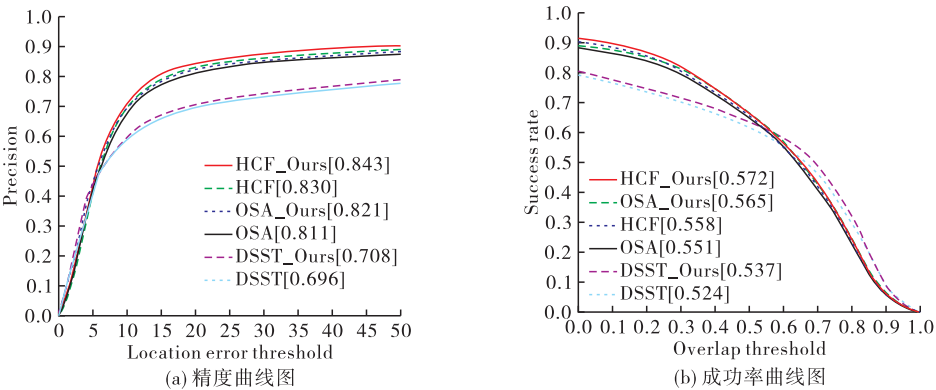


图 5 OTB100 上 3 种算法的精度和成功率

表 4 不同属性下算法的跟踪精确度对比结果

算法	SV	OPR	IPR	OCC	DEF	FM	IV	BC	MB	OV	LR
DSST_Ours	0.672	0.685	0.735	0.639	0.590	0.613	0.724	0.704	0.617	0.535	0.631
DSST	0.662	0.670	0.716	0.609	0.578	0.599	0.709	0.686	0.597	0.479	0.581
HCF_Ours	0.824	0.807	0.838	0.784	0.776	0.836	0.821	0.822	0.816	0.730	0.848
HCF	0.804	0.759	0.838	0.769	0.776	0.802	0.789	0.804	0.816	0.677	0.787
OSA_Ours	0.795	0.796	0.810	0.775	0.747	0.780	0.796	0.789	0.829	0.676	0.911
OSA	0.780	0.784	0.796	0.760	0.747	0.773	0.772	0.760	0.798	0.626	0.813

表 5 不同属性下算法的跟踪成功率对比结果

算法	SV	OPR	IPR	OCC	DEF	FM	IV	BC	MB	OV	LR
DSST_Ours	0.500	0.498	0.536	0.474	0.723	0.493	0.555	0.546	0.594	0.426	0.331
DSST	0.486	0.486	0.511	0.461	0.778	0.452	0.552	0.516	0.559	0.385	0.331
HCF_Ours	0.512	0.535	0.549	0.539	0.522	0.593	0.560	0.585	0.600	0.513	0.492
HCF	0.490	0.527	0.549	0.528	0.522	0.558	0.526	0.560	0.557	0.474	0.415
OSA_Ours	0.504	0.539	0.548	0.543	0.726	0.562	0.553	0.574	0.620	0.498	0.560
OSA	0.483	0.530	0.538	0.532	0.667	0.541	0.520	0.534	0.576	0.459	0.484

3.3 与主流跟踪算法的比较

为验证本文算法的有效性,将 HCF_Ours 与几种性能较好的算法作对比:Staple^[19]、LCT^[20]、KCF、MEEM^[21]、DCFNet^[22]、HDT^[23]。因为本文

提出的方法是基于相关滤波的,所以我们选取的对比算法也多是基于相关滤波算法。实验证明,本文算法与近年来的相关滤波算法相比有较好的结果,其精度和成功率见图 6。

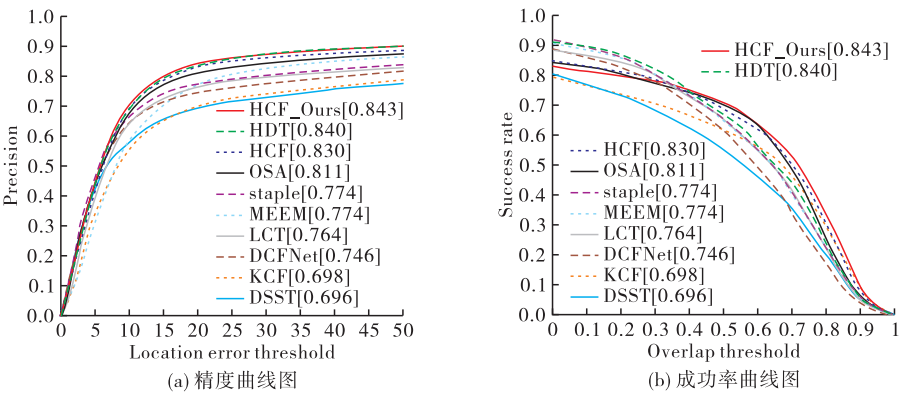


图 6 OTB100 上不同算法的精度和成功率

4 结语

本文提出一种尺度长宽比自适应变化的目标尺度估计算法。基于尺度金字塔方法,通过二维目标尺度因子,并采用分层尺度估计,有效解决了尺度长宽比变化问题。同时,提出一种新的模板更新策略来对模板进行选择更新。实验结果表明,该算法在成功率和精度上都有提高,特别在目标尺度长宽比变化和遮挡场景下,本文提出的算法模块能准确跟踪到目标。

同时在实验中发现,对于 Driving 等视频序列,不只有尺度变化会影响跟踪结果,目标旋转也是影响跟踪结果的一个重要因素,当在跟踪过程中出现旋转场景时,会导致目标框跟踪不准确,甚至跟踪失败。在接下来的工作中,如何解决跟踪过程中出现的旋转^[24]问题,将是我们下一个研究的重点方向。

参考文献

[1] MOJTABA M S, CHENG L, GHANEIF-YAKHDAN H, et al. Deep Learning for Visual Tracking: A Comprehensive Survey[Z]. ArXiv, 2019; 1912.00535.
[2] BOLME D S, BEVERIDGE, R. Visual Object Track-

ing Using Adaptive Correlation Filters [C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2010; 2544-2550.
[3] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P. Exploiting the Circulant Structure of Tracking-by-Detection with Kernels[C]//European Conference on Computer Vision. Berlin: Springer, 2012; 702-715.
[4] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P. High-Speed Tracking with Kernelized Correlation Filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 37(3): 583-596.
[5] LI Y, ZHU J K. A Scale Adaptive Kernel Correlation Filter Tracker with Feature Integration[C]//European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2014; 254-265.
[6] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F. Accurate Scale Estimation for Robust Visual Tracking [C]//British Machine Vision Conference. Nottingham: BMVA Press, 2014.
[7] HE Z Q, FAN Y R, ZHUANG J F, et al. Correlation Filters with Weighted Convolution Responses [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2017; 1992-2000.
[8] LI F, YAO Y G, LI P H, et al. Integrating Boundary

- and Center Correlation Filters for Visual Tracking with Aspect Ratio Variation[C]//The IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy: IEEE, 2017: 2001-2009.
- [9] GUO Q, FENG W, CHEN Z. Effects of Blur and Deblurring to Visual Object Tracking[Z]. ArXiv preprint 2019:1908.07904.
- [10] WANG M, LIU Y, HUANG Z. Large Margin Object Tracking with Circulant Feature Maps[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2017: 4021-4029.
- [11] KIANI G H, FAGG A, LUCEY S. Learning Background-Aware Correlation Filters for Visual Tracking [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2017: 1135-1143.
- [12] 库涛,毕笃彦,杨源,等. 尺度目标的频域核回归跟踪研究[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2016,17(2): 76-81.
- [13] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S. Discriminative Scale Space Tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 39(8): 1561-1575.
- [14] 褚芦涛. 基于边框回归的尺度自适应视觉目标跟踪[D]. 深圳:中国科学院深圳先进技术研究院,2019.
- [15] KART U, LUKEZIC A, KRISTAN M. Object Tracking by Reconstruction with View-Specific Discriminative Correlation Filters[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2019: 1339-1348.
- [16] MA C, HUANG J B, YANG X K, et al. Hierarchical Convolutional Features for Visual Tracking[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE, 2015: 3074-3082.
- [17] WANG X, HOU Z Q, YU W S, et al. Online Scale Adaptive Visual Tracking Based on Multilayer Convolutional Features[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2019, 49(1): 146-158.
- [18] WU Y, LIM J, YANG M H. Object Tracking Benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [19] BERTINETTO L, VALMADRE J, GOLODETZ S. Staple: Complementary Learners for Real-Time Tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2016: 1401-1409.
- [20] MA C, YANG X K, ZHANG C Y et al. Long-Term Correlation Tracking [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2015: 5388-5396.
- [21] ZHANG J M, MA S G, SCLAROF S. MEEM: Robust Tracking via Multiple Experts Using Entropy Minimization[C]//European Conference on Computer Vision. [S. l.]: Springer, 2014: 188-203.
- [22] WANG Q, GAO J, XING J, et al. Defnet: Discriminant Correlation Filters Network for Visual Tracking [Z]. ArXiv preprint 2017:1704.04057.
- [23] QI Y K, ZHANG S P, QIN L, et al. Hedged Deep Tracking[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE, 2016: 4303-4311.
- [24] 瑚琦,李锐,张薇. 具有旋转特性的目标跟踪算法[J]. 光学学报,2020,40(17):146-153.

(编辑:徐敏)

(上接第8页)

- [40] 徐肖豪,李成功,赵巍飞,等. 基于人工势场算法的改航路径规划[J]. 交通运输工程学报,2009,17(6): 64-68.
- [41] 王兴隆,徐肖豪,冯江然. 基于改进人工势场法的多机改航路径规划[J]. 飞行力学,2013,31(4):381-384.
- [42] 张兆宁,赵召娜. 基于改进人工势场法的多机动态改航路径规划[J]. 武汉理工大学学报,2015,37(2): 44-49.
- [43] 张兆宁,赵召娜. 基于动态人工势场法的多机改航路径规划研究[J]. 航空计算技术,2015,45(1):1-4,9.
- [44] 王飞,李成功,徐肖豪. 基于人工势场-人工鱼群算法的改航路径规划[J]. 航空计算技术,2011,41(2):5-9.
- [45] 崔莉薇. 基于遗传粒子群算法的多机飞行冲突解脱研究[D]. 重庆:重庆大学,2012:117-125.
- [46] 杜实,王俊凯,任景瑞. 基于改进多目标粒子群算法的航空器改航研究[J]. 安全与环境学报,2020,20(1):177-185.
- [47] 陈天培,王玉惠,吴庆宪,等. 基于模糊逻辑粒子群算法的三维路径规划[J]. 电光与控制,2020,27(6):1-5.
- [48] 吴文政. 基于蚁群算法的改航路径规划研究与应用[D]. 重庆:重庆大学,2012:77-84.
- [49] 陈世欢,李毅. 基于改进蚁群算法的改航路径规划[J]. 计算机技术与发展,2015,25(2):54-59.
- [50] 向征,张文奇,张文军. 雷暴天气下基于多航空器冲突避让的路径规划[J]. 中国安全科学学报,2019,29(8):151-156.
- [51] 王帝. 基于 Maklink 图与遗传算法的动态改航策略研究[J]. 航空计算技术,2019,49(1):54-57.
- [52] 郑煜坤,王瑛,李超,等. 基于航路点布局的多目标网络结构优化方法[J]. 北京航空航天大学学报,2019,45(1):1-9.

(编辑:张建业)