

# 一种利用最大间隔相关滤波的鲁棒目标跟踪算法

张园强<sup>1</sup>, 毕笃彦<sup>1</sup>, 查宇飞<sup>1</sup>, 库涛<sup>1</sup>, 刘新生<sup>2</sup>

(1. 空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038; 2. 北方激光科技集团有限公司, 江苏扬州, 225000)

**摘要** 核相关跟踪通过相关滤波定位目标在图像中的位置, 这种生成式滤波器方法容易受到与目标相似背景的干扰, 导致跟踪失败。针对这一问题, 通过最大分类间隔增强相关滤波器的判别性, 将相似背景作为负样本对模型进行更新来提高跟踪的鲁棒性。该算法首先建立了基于最大间隔相关滤波器的目标跟踪模型, 通过分类判别出与目标相似的背景; 然后在跟踪过程中, 将获得的相似背景作为负样本并对跟踪模型进行在线更新, 适应目标在运动中的各种变化, 最终实现对目标的鲁棒跟踪。在 OTB2013 和 VOT2014 数据库中选取了 17 个典型的图像序列进行实验, 同时与 6 种相关跟踪算法的结果进行比较。实验结果表明, 该算法在精确度和成功率这 2 个性能指标上, 相比于次优算法, 在性能上分别提升 8% 和 2%。不仅取得了最好的跟踪效果。而且跟踪实时性较好。

**关键词** 目标跟踪; 最大间隔相关滤波器; 正负样本

**DOI** 10.3969/j.issn.1009-3516.2017.02.012

**中图分类号** TP391.41 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2017)02-0067-07

## Robust Object Tracking by Maximum Margin Correlation Filter

ZHANG Yuanqiang<sup>1</sup>, BI Duyan<sup>1</sup>, ZHA Yufei<sup>1</sup>, KU Tao<sup>1</sup>, LIU Xinsheng<sup>2</sup>

(1. Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China; 2. North Laser Technology Group Limited Company, Yangzhou, Jiangsu 225000, China)

**Abstract:** Aimed at the problem that the Kernelized Correlation Filter position of the target is in the image through the correlation filter, such generative models are easily subject to the interference from the backgrounds similar to the targets, causing the failure of tracking, this paper strengthens the criterion of correlation filter based on the maximum margin. The similar backgrounds are updated as negative samples to improve the tracking robustness. First, the algorithm constructs a model of maximum margin correlation and distinguishes backgrounds similar to the targets by classifier. Second, the obtained similar backgrounds are taken as negative samples and the tracking model is updated online during the tracking process. So the algorithm can adapt to the various changes of the target movement and can achieve the goal of robust tracking by online updating the target tracking model. The paper selects seventeen typical image sequences of OTB2013 and VOT2014 database and compares the results of the six correlation tracking algorithm in the experiment. The experimental results show that the algorithm can improve by 8% and by 2% on precision and success rate compared with the suboptimal algorithm, the tracking efficiency is the best and the track-

**收稿日期:** 2016-09-03

**基金项目:** 国家自然科学基金(61472442, 61473309, 61372167); 陕西省科技新星资助计划(2015kjxx-46)

**作者简介:** 张园强(1993—), 男, 湖南邵阳人, 硕士生, 主要从事计算机视觉、模式识别研究。E-mail: zyq\_xs@163.com

**引用格式:** 张园强, 毕笃彦, 查宇飞, 等. 一种利用最大间隔相关滤波的鲁棒目标跟踪算法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2017, 18(2): 67-73. ZHANG Yuanqiang, BI Duyan, ZHA Yufei, et al. Robust Object Tracking by Maximum Margin Correlation Filter[J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2017, 18(2): 67-73.

ing real-time-ability is comparatively good.

**Key words:** object tracking; maximum margin correlation filter; positive and negative samples

视觉目标跟踪是当前计算机视觉领域的一个热点问题<sup>[1-3]</sup>。由于其在军用以及民用领域的广泛应用,一直都受到学者的广泛关注。但跟踪过程中出现的遮挡、形变、尺度变化等复杂场景变化往往导致目标跟踪失败。因此,设计一个鲁棒性强,能适应复杂环境变化的跟踪器是广大学者的共同目标。

近几年,基于相关滤波的跟踪器由于能够实现目标快速精确的跟踪,倍受人们的广泛关注。最小输出平方误差(Minimizing the Output Sum of Squared Error, MOSSE)滤波器<sup>[4]</sup>是一种基于自适应相关的跟踪算法;在此基础上 João F. H 于 2012 年提出了基于循环结构的核相关滤波器<sup>[5-6]</sup>(Kernelized Correlation Filter, KCF)目标跟踪算法。该算法通过引入循环矩阵以及 HOG<sup>[7]</sup>特征,使得跟踪的效果与速度得到了很大的提高。在此之后,基于相关滤波的跟踪算法被不断改进,如利用图像局部信息<sup>[8-10]</sup>去解决模型漂移问题的方法,通过对背景建模以及重检测策略<sup>[11]</sup>实现长期有效的跟踪算法。但由于基于相关滤波的跟踪算法都是基于生成式的,很容易受到背景或者目标形变的影响,往往导致目标跟踪失败。

而基于支持向量机<sup>[12]</sup>(Support Vector Machine, SVM)的跟踪算法是一种判别式的跟踪算法。由于其泛化能力强,不易受背景干扰,因而基于支持向量机<sup>[12]</sup>或者其改进型<sup>[13-15]</sup>的跟踪算法一直受到学者们的广泛关注。比如将循环矩阵应用于 SVM 的跟踪算法<sup>[15]</sup>就取得了比较好的效果。但在定位性能方面,基于支持向量机的跟踪算法却比相关滤波跟踪算法差。最大间隔相关滤波器<sup>[16]</sup>(Maximum Margin Correlation Filter, MMCF)是一种将支持向量机数学模型与相关滤波数学模型相结合的图像检测算法。由于其具有较好的定位与泛化性能,因而实现了很好的检测效果。

基于以上考虑,本文提出了一种基于最大间隔相关滤波<sup>[16]</sup>的在线更新跟踪算法。将最大间隔相关滤波器应用于跟踪中,使得跟踪定位以及应对复杂场景变化的性能得到提升。在跟踪过程中,将与目标相似的背景作为负样本,对模型实时更新使得算法的鲁棒性得到很大提高;将最大间隔相关滤波器<sup>[16]</sup>(MMCF)的数学模型从时域转换到频域运算,使得算法的实效性得到保

证;在求解滤波器系数  $w$  的过程中,将矩阵近似对角化,使得算法的复杂度降低,最终使得算法的跟踪效率得到有效提高。

## 1 最大间隔相关滤波器跟踪模型

最大间隔相关滤波器根本目标在于求取一个同时满足支持向量机数学模型与相关滤波数学模型的滤波器  $w$ , 即:

$$\min_{w,b} \sum_i^n (w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i, \sum_{i=1}^N \|w \otimes x_i - g_i\|_2^2) \quad (1)$$

s. t.  $t_i (w^T x_i + b) \geq c_i - \xi_i$

式中:  $w, x_i$  是分别代表滤波器系数和搜索区域图像的列向量,  $b$  为偏置;  $\otimes$  代表卷积,  $C$  是一个事先确定的常量。  $\xi_i$  是支持向量机模型中的一个松弛变量;  $g_i = [0, \dots, 0, w^T x_i, 0, \dots, 0]$ ,  $c_i, t_i$  对于正样本为 1, 对于负样本为 0; 这代表在训练过程中, 正样本的期望输出为 1, 而对于负样本, 输出为 0。

将式(1)转换到频域, 可得:

$$\min_{w,b} (w^H w + C \sum_{i=1}^N \xi_i, w^H \hat{Z} w) \quad (2)$$

s. t.  $t_i (w^H \hat{x}_i + b') \geq c_i - \xi_i$

式中:  $b' = b \times d$ ,  $d$  是图像维度,  $H$  代表共轭转置,  $w, \hat{x}_i$  分别是  $w, x_i$  的二维离散傅里叶变换。其中  $\hat{Z}$  为:

$$\hat{Z} = \sum_{i=1}^N \hat{X}_i \hat{X}_i^* - \frac{1}{d} \sum_{i=1}^N \hat{x}_i \hat{x}_i^H \quad (3)$$

式中:  $\hat{X}_i$  为一个矩阵, 上标  $*$  表示复共轭操作。它对角线上的每一个元素是搜索区域图像  $\hat{x}_i$  中的每个像素值。在这里, 引用文献[17]的结论, 即最小化 2 个式子等价于最小化 2 个式子的加权和。最终式(2)可转换为:

$$\min_{w,b'} \lambda w^H w + C' \sum_{i=1}^N \xi_i + (1 - \lambda) w^H \hat{Z} w \quad (4)$$

s. t.  $t_i (w^H \hat{x}_i + b') \geq c_i - \xi_i$

式中:  $\lambda$  是相关滤波和支持向量机模型之间权衡因子, 它的取值范围为  $0 \sim 1$ ;  $C' = \lambda C$ 。从式(4)可以看出当  $\lambda = 1$  时, 式(4)就是经典的支持向量机模型。  $\lambda$  越小, 相关滤波模型所占的权重越大, 目标跟踪定位的峰值就越高。对式(4)合并同类项, 并令  $w = \hat{S}^{1/2} \tilde{w}$ ,  $\hat{x}_i = \hat{S}^{-1/2} \tilde{x}_i$ , 其中  $\hat{S} = \lambda I + (1 - \lambda) \hat{Z}$ 。可得:

$$\min_{w,b'} w^H w + C' \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (5)$$

s. t.  $t_i (w^H \hat{x}_i + b') \geq c_i - \xi_i$

这样求解支持向量机的方法就可以用来去求解最大相关滤波器的  $w$ 。

## 2 跟踪算法的实现

基于最大间隔相关滤波器的跟踪算法主要包含初始化、目标跟踪、样本和模型更新这 3 个过程。

### 2.1 初始化

本文选取正样本的个数为 12 个,负样本为 24 个,正负样本的大小均为目标框大小的 2 倍。其中正样本的中心位置以距目标中心四周 0~5 个像素的位置为中心,负样本的中心位置则位于目标中心位置 30 像素以外,在其四周随机选取 24 个负样本。图 1 是本文算法正负样本选取示意图,红色框代表正样本,黄色框代表负样本。

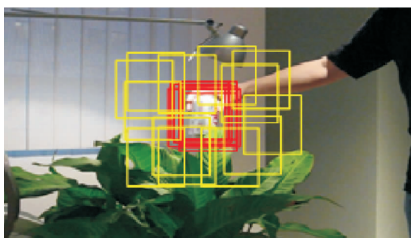


图 1 正负样本选取示意图

Fig. 1 The selection of the positive and negative samples

得到初始的正负样本之后,接下来是对滤波器系数  $w$  的计算。首先本文算法将式(5)转换到对偶空间,这样就由对  $w$  的求解转换为对  $\alpha$  的求解,转换可得:

$$\begin{aligned} \min_{\alpha} \quad & \alpha^T \tilde{\mathbf{X}}^H \tilde{\mathbf{X}} \mathbf{T} \alpha + c^T \mathbf{T} \alpha \\ \text{s. t.} \quad & 0 \leq \alpha \leq 1C', \alpha^T t = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

式中:  $\tilde{\mathbf{X}} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N]$ ,  $t = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T$ ,  $c = [c_1, c_2, \dots, c_N]^T$ 。  $\mathbf{T}$  是一个对角矩阵,  $t_i$  是矩阵对角线上的第  $i$  个元素。接下来, SMO<sup>[18]</sup> 算法被用来求解  $\alpha$ 。SMO 算法是通过启发式搜索的方法不断地求解一对  $\alpha$  并最终求得所有的解  $\alpha$ 。跟踪模型  $w$  的求解按下式进行求解:

$$\begin{aligned} \hat{w} &= \hat{\mathbf{S}}^{-\frac{1}{2}} w = \hat{\mathbf{S}}^{-\frac{1}{2}} \tilde{\mathbf{X}} \alpha = \hat{\mathbf{S}}^{-\frac{1}{2}} [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_N] \alpha = \\ & \hat{\mathbf{S}}^{-\frac{1}{2}} [\hat{\mathbf{S}}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x}_1, \hat{\mathbf{S}}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x}_2, \dots, \hat{\mathbf{S}}^{-\frac{1}{2}} \mathbf{x}_N] \alpha = \\ & \hat{\mathbf{S}}^{-1} [\hat{\mathbf{x}}_1, \hat{\mathbf{x}}_2, \dots, \hat{\mathbf{x}}_N] \alpha \end{aligned} \quad (7)$$

由式(7)可知,只要求出  $\hat{\mathbf{S}}$  的逆,跟踪模型  $\hat{w}$  就可以求出来了。但  $\hat{\mathbf{S}}$  不是一个对角矩阵,如果直接求  $\hat{\mathbf{S}}$  的逆,计算量将会很大。在这里,由于  $d$  代表一幅图像的维度,  $d$  的值通常很大,所以本文

算法通过将  $\hat{\mathbf{S}}$  近似为一个对角矩阵,减少计算量却对跟踪性能影响很小。具体推导过程如下:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{S}} &= \lambda \mathbf{I} + (1 - \lambda) \hat{\mathbf{Z}} = \\ & \lambda \mathbf{I} + (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N \left( \hat{\mathbf{X}}_i \hat{\mathbf{X}}_i^* - \frac{1}{d} \hat{\mathbf{x}}_i \hat{\mathbf{x}}_i^H \right) \approx \\ & \lambda \mathbf{I} + (1 - \lambda) \sum_{i=1}^N \hat{\mathbf{X}}_i \hat{\mathbf{X}}_i^* \end{aligned} \quad (8)$$

### 2.2 跟踪过程及模型更新

初始化完成后得到了初始的跟踪模型。接着跟踪模型对下一帧图像的搜索区域进行滤波。其中,搜索区域的大小为目标框的 2 倍,中心位置为上一帧目标的定位位置。滤波后跟踪模型取响应值最大的坐标位置作为这一帧图像目标所在的位置。

得到当前帧的目标位置后,接下来的是对样本和模型的更新。模型更新是确保跟踪连续的关键环节。样本更新与模型更新的具体方法是这样的:

首先是样本的更新。对于正样本的更新,该算法采取每跟踪一帧就更新 12 个正样本中的一个样本。其中样本的中心为当前帧的目标中心,大小保持不变。用这个正样本去代替 12 个正样本中最靠前的那一帧的正样本。

对于负样本的更新,本文算法采取了将与目标相似的背景作为负样本的更新方式。相对于传统的更新的方式而言,本文算法将与目标相似的背景作为负样本,使得本文算法能够在目标发生形变等复杂场景变化时,依然能够实现有效跟踪。负样本更新的具体实现是通过取上一帧中相对于响应最大值比率为 0.7~0.9 的坐标位置作为负样本的中心位置,这样随机选取 24 个负样本,接着对负样本全部更新。

在正负样本得到更新后,通过使用更新后的正负样本训练可以得到一个新的滤波器系数  $new\_w$  和偏置  $new\_b$ 。如果把上一帧图像的滤波器系数记为  $w_{t-1}$ ,偏置记为  $b_{t-1}$ ,下一帧的滤波系数记为  $w_t$ ,偏置记为  $b_t$ 。两者之间的关系为:

$$\begin{aligned} w_t &= w_{t-1} + \beta \times new\_w \\ b_t &= b_{t-1} + \beta \times new\_b \end{aligned} \quad (9)$$

式中:  $\beta$  是模型更新因子,它的取值范围为 0~1。这样对样本和模型的更新就完成了。这是本文算法能够确保跟踪过程能适应复杂场景变化的一个重要原因。

### 2.3 算法总结

基于最大间隔相关滤波的跟踪算法  
输入: 图像  $I_n$ , 初始的目标位置  $O_1$ ;

输出:当前帧的目标位置  $O_i$ ;

如果  $n=1$ ,则:

1) 按照 2.1 节中的方法选取正负样本并进行训练得到初始的滤波器系数  $w_1$  和偏置  $b_1$ ; 如果  $n>1$ ,则

2) 用最大间隔相关滤波器对当前帧的搜索区域进行滤波,得到搜索区域不同位置的响应值;

3) 选取响应最大值的位置作为当前帧的目标中心位置  $O_i$ ;

4) 依据中心位置,按照 2.2 节中的方法对正负样本进行更新;

5) 用更新过的正负训练样本训练得到新的滤波器系数  $new\_w, new\_b$ ;

6) 依据公式(9)对模型进行更新。

### 3 实验结果及分析

在实验中,模型更新因子  $\beta$  是对先前的跟踪模型的一个修正因子。而  $C'$  是松弛变量前面的一个常系数, $\beta$  取值过大或者  $C'$  过小容易产生过拟合, $\beta$  取值过小或者  $C'$  过大则不能适应目标形变的影响。本文  $\beta, C'$  分别取经验值 0.06、1。在下文中分析了  $\lambda$  的取值对跟踪性能的影响,发现  $\lambda=0.3$  时取得了最好的跟踪效果。说明  $\lambda=0.3$  时,最大间隔相关滤波器能够充分发挥相关滤波的定位与支持向量机的泛化能力。另外,本文算法与 6 种算法在 17 个视频序列上进行了定性与定量的对比分析,6 种算法为 MEEM<sup>[14]</sup>、Struck<sup>[13]</sup>、KCF<sup>[6]</sup>、CSK<sup>[5]</sup> 以及  $\lambda$  的值为 1 和 0 时所对应的 SVM、CF 跟踪算法。所有实验都是基于 CPU 为 Intel Core i3-2120,主频 3.30 GHz,8 G 内存的台式机上进行的,软件平台为 MATLAB2014a。

#### 3.1 定性分析

本文从 OTB2013<sup>[19]</sup> 和 VOT2014<sup>[20]</sup> 数据库中选取的 17 组有针对性的视频序列均处于不同的复杂场景中,它们的特点见表 1。其中部分跟踪结果见图 2。

从图 2 部分跟踪结果可以看出,4 个视频序列出现了遮挡,光照变化等复杂场景变化,因而很容易受到与目标相似背景的干扰,但由于本文算法具有相关滤波和支持向量机的优越性能;在模型更新中,将与目标相似的背景作为负样本对样本进行更新,提高了本文算法的鲁棒性。所以本文算法能够对目标实现更好的跟踪。

表 1 视频序列特点描述

Tab. 1 Feature description of video sequences

视频序列	场景描述	分辨率	帧数
CarDark	复杂背景,光照变化	320×240	393
Coke	全遮挡,光照变化	640×280	291
David2	形态变化	320×240	537
Deer	快速移动,背景模糊	704×400	71
Fish	光照变化,快速移动	320×240	476
Girl	三维运动,遮挡	128×96	500
Mhyang	光照变化,尺度变化	320×240	1 490
Walking	复杂背景,尺度变化	768×576	412
Car4	光照变化,尺度变化	360×240	659
Jogging	全遮挡,复杂背景	352×288	307
Suv	局部遮挡,复杂背景	320×240	945
Walking2	尺度变化,局部遮挡	384×288	500
sphere	复杂背景,快速移动	480×360	201
sunshade	光照变化,快速移动	352×288	172
trellis	光照变化,复杂背景	320×240	569
Woman	局部遮挡,形态变化	352×288	597
surfing	复杂背景,形态变化	320×240	282

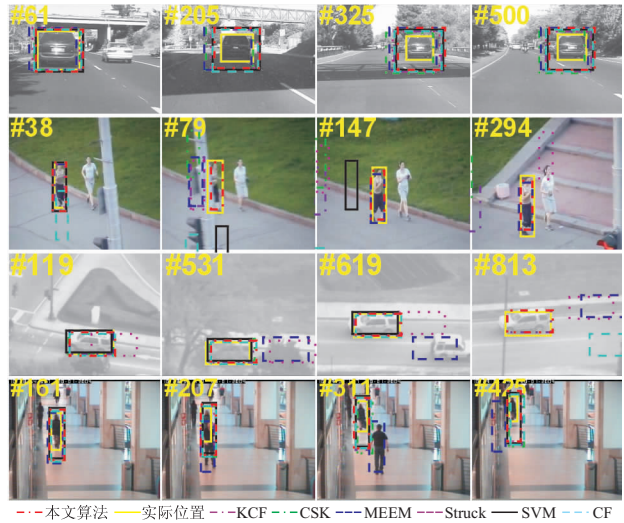


图 2 “Car4”、“Jogging”、“Suv”、“Walking2”跟踪结果示意图  
Fig. 2 The tracking results of “Car4”、“Jogging”、“Suv”、“Walking2” video sequence

#### 3.2 定量分析

为了进一步说明本文算法能够消除相似背景对目标跟踪的干扰和影响。本文算法与对比算法分别在跟踪性能与跟踪效率方面定量分析了本文算法(Proposed)的优越性。

##### 3.2.1 跟踪性能

在跟踪性能上,本文选取精确度<sup>[21]</sup>与成功率来对本文算法的优越性进行验证。精确度是一项基于中心位置误差的指标。中心位置误差是指某一帧图像中算法所定位的目标位置中心与实际的目标位置中心之间的距离,其值越小越好。而精确度是指中心

位置误差低于某一阈值占视频序列的总帧数的比率。

成功率是一项基于覆盖率的指标。覆盖率<sup>[18]</sup>表示某一帧中某算法所定位的目标框的面积与实际目标框的面积交集与两者之间的面积的并集之比。而成功率表示某一视频序列中覆盖率大于某一阈值的帧数占视频序列总的帧数的比率。图 3 是部分视频序列的精确度曲线;表 2 是不同  $\lambda$  取值在 17 个视频上的平均成功率。表 3 和表 4 分别是阈值为 20 像素以及比率为 0.5 的精确度和成功率。

表 2 不同  $\lambda$  的跟踪结果

Tab. 2 The tracking results of different  $\lambda$

$\lambda$	0.1	0.2	0.3	0.4	0.5
成功率	0.658	0.767	0.833	0.821	0.813
$\lambda$	0.6	0.7	0.8	0.9	1
成功率	0.768	0.745	0.691	0.682	0.678

从图 3 和表 3、表 4 可以看出,本文算法在所有视频序列上取得了最好的结果。首先本文算法与  $\lambda=0$  或 1 时分别对应的 CF、SVM 算法相比,本文算法在绝大多数视频序列上均好于 SVM、CF 跟踪算法。其根本原因在于基于最大间隔相关滤波器的跟踪算法结合了 SVM 和 CF 跟踪算法的优点,因而具有更好的跟踪效果。与当前先进的算法进行比较,本文算法在处理一些复杂场景变化,比如 Jogging、Suv 等多个视频序列上均取得了最好效果。在其他一些视频序列上,本文算法取得了次优,或者与最好算法的结果相差不大的跟踪效果,因而整体上本文算法取得了最好效果。将与目标相似背景作为负样本对模型进行训练更新的方法是本文算法能取得好的效果的另一个原因。

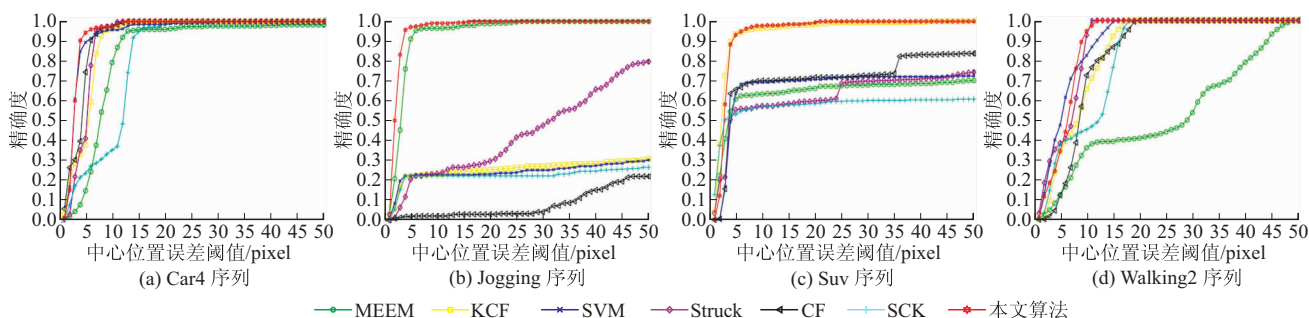


图 3 算法跟踪结果的精确度比较示意图

Fig. 3 The tracking results of algorithm on precision

表 3 精确度

Tab. 3 Precision

视频	帧数	Proposed	CSK	KCF	CF	SVM	MEEM	struck
CarDark	393	<b>1</b>	<b>1</b>	0.717*	0.653	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>
Coke	291	0.879*	0.876	0.831	0.127	0.099	<b>0.948</b>	<b>0.948</b>
David2	537	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>
Deer	71	0.915*	0.577	<b>1</b>	0.295	0.521	<b>1</b>	<b>1</b>
Fish	476	<b>1</b>	0.042*	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>
Girl	500	<b>1</b>	0.582*	<b>1</b>	0.56	0.344	<b>1</b>	<b>1</b>
Mhyang	1 490	0.981*	<b>1</b>	<b>1</b>	0.914	0.869	<b>1</b>	<b>1</b>
Walking	412	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>
Jogging	307	<b>0.990</b>	0.224	0.231	0.022	0.228	0.964*	0.241
Suv	945	<b>0.978</b>	0.568	0.967*	0.701	0.694	0.632	0.572
Walking2	500	0.964*	0.460	0.684	0.75	0.846	0.374	<b>0.982</b>
Car4	659	0.980*	0.358	0.972	0.974	0.957	0.831	<b>0.992</b>
sphere	201	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	0.333	0.980	0.990*	<b>1</b>
sunshade	172	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	0.895	<b>1</b>	<b>1</b>
trellis	569	<b>1</b>	0.892	<b>1</b>	0.072	0.680	0.959*	0.731
woman	597	0.936	0.249	0.938*	0.192	0.938	<b>0.974</b>	0.028
surfing	282	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	0.865
mean	494	<b>0.980</b>	0.693	0.923	0.684	0.798	0.900*	0.828

注:粗体代表最好结果,\*代表次优结果

表4 成功率  
Tab. 4 Success rate

视频	帧数	Proposed	CSK	KCF	CF	SVM	MEEM	struck
CarDark	393	0.979	1	0.622	<b>0.532</b>	<b>0.998</b>	1	1
Coke	291	0.790	0.769	<b>0.622</b>	0.092	<b>0.038</b>	0.934*	0.945
David2	537	0.992*	1	1	0.973	1	1	1
Deer	71	0.915*	0.577	1	<b>0.281</b>	0.521	1	1
Fish	476	1	0.042*	1	1	1	1	1
Girl	500	0.962	0.460	0.958	0.116	0.312	0.976*	0.986
Mhyang	1 490	0.933	1	0.998*	0.914	0.840	1	1
Walking	412	0.546	0.526	<b>0.549</b>	0.449	0.548*	0.541	0.589
Jogging	307	0.977	0.224	0.224	0.022	0.228	0.934*	0.224
Suv	945	0.983	0.574	0.972*	<b>0.703</b>	<b>0.700</b>	0.640	0.574
Walking2	500	0.426*	0.392	0.418	0.394	0.416	0.350	0.442
Car4	659	0.386	0.279	0.380	0.389*	0.377	<b>0.374</b>	0.406
sphere	201	1	1	1	0.338*	1	1	1
sunshade	172	0.982	1	<b>0.988</b>	0.866	<b>0.814</b>	<b>0.988</b>	0.994*
trellis	569	0.637*	0.585	0.637*	0.038	0.622	0.641	0.413
woman	597	0.842	0.246	0.932	0.187	0.742	0.921*	0.018
surfing	282	0.992*	1	1	0.709	1	1	0.482
mean	494	0.833	0.628	0.800	0.540	0.678	0.813*	0.694

注:粗体代表最好结果,\*代表次优结果

### 3.2.2 跟踪效率

表5是本文算法与对比算法在运算速度上的比较,它表示算法每秒处理的帧数。表中的值是取得每种算法在17个视频序列运算速度的中位数。由于本文算法的样本矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}_i$ 维数较高,求解 $\mathbf{w}$ 的过程又涉及多次矩阵相乘,所以本文算法相比于CSK、KCF算法来说,本文算法的复杂度较高。但由于本文算法一方面将数学模型转换到频域进行求解;另一方面,在求 $S$ 的过程中,将 $S$ 近似为对角矩阵的做法也使得计算量减少,从而使得算法的复杂度降低,跟踪效率得到有效提升,进而使得跟踪算法的实时性得到了保证。

表5 算法速度

Tab. 5 The algorithm speed 帧/s

算法	Proposed	CSK	KCF	CF	SVM	MEEM	struck
FPS	34	357	292	43	40	14	12

## 4 结语

本文提出了一种基于最大间隔相关滤波的跟踪算法。一方面,将最大间隔相关滤波应用于跟踪中,使得跟踪的定位与泛化能力得到了提高;另一方面,由于本文算法在模型更新的过程中,将相似背景作为负样本对模型进行训练更新,使得跟踪算法的鲁棒性得到很大提高。实验结果表明本文算法能够很

好地消除相似背景对目标跟踪的干扰与影响。但本文算法相对来说,复杂度较高;另外,在实验中发现,算法在解决大尺度变化的视频序列时,不能实现很好的目标跟踪,这些问题也是下一步继续研究的方向。

### 参考文献(References):

- [1] 查宇飞,杨源,王锦江,等.利用密度描述符对应的视觉跟踪算法[J].西安交通大学学报,2014,48(9):13-18.  
ZHA Y F, YANG Y, WANG J J, et al. A Visual Object Tracking Algorithm Using Dense Descriptors Correspondences[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(9):13-18. (in Chinese)
- [2] 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.  
KU T, BI D Y, YANG Y, et al. Scalable Object Tracking Based on Frequency Kernel Regression[J]. Journal of Air Force Engineering University(Natural Science Edition), 2016, 17(2):76-81. (in Chinese)
- [3] 毕笃彦,库涛,查宇飞,等.基于颜色属性直方图的尺度目标跟踪算法研究[J].电子与信息学报,2016,38(5):1099-1106.  
BI D Y, KU T, ZHA Y F, et al. Scale-adaptive Object Tracking Based on Color Names Histogram[J]. JEIT, 2016, 38(5):1099-1106. (in Chinese)
- [4] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B, et al.

- VisualObject Tracking Using Adaptive Correlation Filters[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Francisco, USA: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [5] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. Exploiting the Circulant Structure of Tracking-by-Detection with Kernels[C]//European Conference on Computer Vision. Florence, Italy: Springer, 2012: 702-715.
- [6] HENRIQUES J, 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.
- [7] FELZENSZWALL P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object Detection with Discriminatively Trained Part-based Models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010,32(9):1627-1645.
- [8] LIU T, WANG G, YANG Q. Real-time Part-based Visual Tracking via Adaptive Correlation Filters [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE, 2015: 4902-4912.
- [9] LI Y, ZHU J, HOI S C. Reliable Patch Trackers: Robust Visual Tracking by Exploiting Reliable Patches[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE, 2015: 353-361.
- [10] 侯志强,张浪,余旺盛,等. 基于快速傅里叶变换的局部分块视觉跟踪算法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10): 2397-2404.  
HOU Z Q, ZHANG L, YU W S, et al. A Local Patch Tracking Algorithm Based on Fast Fourier Transform[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2015, 37(10): 2397-2404. (in Chinese)
- [11] MA C, YANG X, ZHANG C, et al. Long-term Correlation Tracking[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE, 2015: 5388-5396.
- [12] AVIDAN, S. Support Vector Tracking[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, HI, USA: IEEE, 2001: 184-191.
- [13] HARE S, SAFFARI A, TORR P H S. Struck: StructuredOutput Tracking with kernels[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 263-270.
- [14] ZHANG J, MA S, SCLAROFF S. MEEM: Robust Tracking via Multiple Experts Using Entropy Minimization[C]//European Conference on Computer Vision. Zurich, Switzerland: Springer International Publishing, 2014: 188-203.
- [15] ZUO W, WU X LIN L, et al. Learning Support Correlation Filters For Visual Tracking[EB/OL]. (2016-01-22) [2016-09-03]. . <http://arxiv.org/abs/1601.06032>.
- [16] RODRIGUEZ A, BODDETI V N, KUMAR B V, et al. Maximum Margin Correlation Filters: A New Approach for Localization and Classification[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 631-643.
- [17] REFREGIER P. Filter Design for Optical Pattern Recognition: Multicriteria Optimization Approach [J]. Optic Letters, 1990, 15(15): 854-856.
- [18] PLATT J. Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines[J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 1998, 208(14): 98-112.
- [19] WU Y, LI M J, YANG M H. Online Object Tracking: A Benchmark[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Portland, USA: IEEE, 2013: 2411-2418
- [20] KRISTAN M, MATAS J, LEONARDIS A, et al. A Novel Performance Evaluation Methodology for Single-target Trackers[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2137-2155.
- [21] BOUGUET J Y. Pyramidal Implementation of the Affine Lucas Kanade Feature Tracker Description of the Algorithm[J]. Intel Corporation, 2001, 5(1): 1-10.

(编辑:徐楠楠)