

文章编号: 2095-4980(2021)03-0398-07

## 结合粒子滤波的判别尺度空间目标跟踪算法

王晓君, 张 丽

(河北科技大学 信息科学与工程学院, 河北 石家庄 050000)

**摘要:** 为了解决目前跟踪算法在运动目标被遮挡和尺度变换时跟踪效果不佳的问题, 提出了一种结合粒子滤波的判别尺度空间跟踪算法。提取相邻两帧的目标区域, 计算目标区域的结构相似性并与更新阈值进行比较, 从而判断目标是否发生遮挡; 其次, 若发生遮挡, 启用基于颜色分布的粒子滤波算法跟踪目标, 反之, 用判别尺度空间跟踪算法(DSST)中的位置滤波器确定目标位置; 最后, 利用尺度滤波器确定目标尺度并根据目标尺度更新粒子滤波的目标模型。经过在 OTB2015 测试集上进行实验, 与判别尺度空间跟踪算法(DSST)、核相关滤波算法(KCF)等主流算法相比该算法的精确度和成功率均有所提高, 尤其在发生遮挡后的跟踪效果表现最优。

**关键词:** 目标跟踪; 粒子滤波; 抗遮挡; 结构相似性; 尺度变换

**中图分类号:** TP391.41

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA2020188

## Discriminative scale space target tracking algorithm based on particle filter

WANG Xiaojun, ZHANG Li

(School of Information Science and Engineering, Hebei University of Science & Technology, Shijiazhuang Hebei 050000, China)

**Abstract:** The tracking algorithm shows poor tracking effect when the moving target is occluded and the scale is changed. A discriminant scale space tracking algorithm combined with particle filter is proposed. Firstly, the target area of two adjacent frames is extracted, the structural similarity of the target area is calculated and compared with the updated threshold to determine whether the target is blocked. Secondly, if occlusion occurs, the particle filter algorithm based on color distribution is enabled to track the target, otherwise, the position filter in Discriminative Scale Space Tracking(DSST) is adopted to determine the target position. Finally, the scale filter is utilized to determine the target scale and the particle filter target model is updated according to the target scale. After the experiment on OTB2015 test set, the accuracy and success rate of the algorithm in this paper are improved compared with that of the mainstream algorithms such as DSST and Kernel Correlation Filter(KCF), especially the best tracking performance after occlusion occurs.

**Keywords:** target tracking; particle filter; anti-occlusion; structural similarity; scale change

基于视频对运动目标的跟踪是计算机视觉领域的研究热点, 其普遍用于视频安防、机器人视觉、智慧城市和医疗成像等多个领域。近年来, 通过全世界研究学者的不懈努力, 视频跟踪技术取得了实质性的进展, 提出了很多优秀的跟踪算法。目前主流算法包括深度学习和相关滤波两类, 深度学习跟踪算法虽然在精确度方面有优势, 但是由于其计算量较大, 难以满足实时性的要求; 相关滤波算法因其跟踪精确度高和速度快被诸多研究者广泛应用, 但是大多数算法易受到复杂背景、遮挡及目标消失等因素影响, 需要进一步研究鲁棒性更好的跟踪算法<sup>[1-2]</sup>。

判别尺度空间跟踪算法(DSST)是效果较好的一种相关滤波跟踪算法。该算法解决了运动目标在发生尺度变化时跟踪漂移的问题<sup>[3]</sup>, 但是当运动目标发生严重遮挡时, DSST 算法跟踪精确度会大大下降甚至跟丢目标。李铁锟和胡云层等利用 DSST 算法判别尺度的优势, 改善了长时间跟踪和尺度自适应跟踪的效果, 但是遮挡问题仍然是需要进一步解决的问题<sup>[4-5]</sup>; 为了解决遮挡问题, 在 DSST 算法基础上加入遮挡判断, 判断目标被遮挡后利

收稿日期: 2020-05-06; 修回日期: 2020-06-19

基金项目: 河北科技大学“2019 年机器人研究专项”优秀基金课题资助项目(2019JQR06)

作者简介: 王晓君(1973-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为实时信号处理算法设计与工程实现等。email:183515462@qq.com

用检测器检测目标位置<sup>[6-7]</sup>，提高了遮挡情况下的跟踪精确度，但是跟踪性能还有待提高。粒子滤波算法适用于解决非线性非高斯的问题，其可根据不同目标特点获取不同的特征信息，被广泛应用在解决目标跟踪的抗遮挡问题中<sup>[8-11]</sup>。

本文提出了一种结合粒子滤波的判别尺度空间目标跟踪算法(DSST\_PF)。在 DSST 跟踪算法的基础上引入遮挡判断机制，并且增加了基于颜色分布的粒子滤波算法跟踪。与 DSST 为代表的算法相比，本文算法提高了在目标发生遮挡、尺度变换和快速运动等情况下的跟踪精确度和成功率。

### 1 DSST 算法

误差最小平方和滤波器(Minimum Output Sum of Squared Error Filter, MOSSE)是从目标中提取一系列的图像块作为训练样本，通过训练样本更新滤波器模板，以滤波器模板和输入图像的相关性作为输出响应，其中得到的最大响应处位置即为跟踪的目标中心位置。DSST 算法是在 MOSSE 滤波器的基础上引入尺度变换，通过位置滤波器和尺度滤波器分别对运动目标进行位置和尺度预测，从而达到跟踪的目的，并且 2 个滤波器是相互独立的。该算法流程图如图 1 所示。

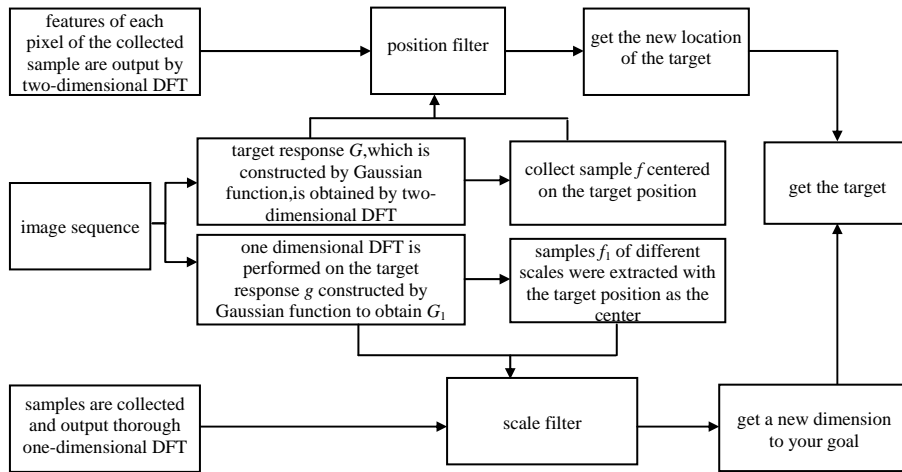


Fig.1 Flow chart of DSST algorithm  
图 1 DSST 算法流程图

#### 1.1 位置滤波器

DSST 的位置估计是通过学习更新得到一个位置的相关滤波器，用此位置滤波器来估计目标下一帧的位置。

获取目标所在图像块 P 的大小为  $M \times N$ ，提取图像块 P 的 HOG 特征，得到大小为  $M \times N \times d$  的某一维特征  $F^l$ ，其中特征维度为  $d$  维， $l \in \{1, 2, \dots, d\}$ 。根据图像块特征和迭代更新的滤波器模板卷积得到大小为  $M \times N$  的滤波响应输出  $g$ ，然后对  $F^l, g$  做二维离散傅里叶变换(DFT)得到  $F^l, G$ 。将  $f^l, G$  代入式(1)计算，得到滤波器模板  $H^l$ 。

$$H^l = \frac{G^* F^l}{\sum_{k=1}^d (F^k)^* F^k + \lambda} = \frac{A_t^l}{B_t} \tag{1}$$

式中： $G^*$  为  $G$  的共轭转置； $\lambda$  为正则项，表示一个权重系数； $\eta$  为学习率； $t$  为当前时刻。将  $H^l$  拆分为分子  $A_t^l$  和分母  $B_t$ ，分别进行迭代更新。

$$A_t^l = (1 - \eta) A_{t-1}^l + \eta G^* F_t^l \tag{2}$$

$$B_t = (1 - \eta) B_{t-1} + \eta \sum_{k=1}^d (F_t^k)^* F_t^k \tag{3}$$

#### 1.2 尺度滤波器

获取目标所在图像块 P 的大小为  $M \times N$ ，以 P 的正中间为中心，对于每个  $n \in \left\{ -\frac{S-1}{2}, \frac{S-1}{2} \right\}$ ，截取尺度大小为  $\alpha^n W \times \alpha^n H$  的图片，这样得到一系列不同尺度的图像模板，其中， $W$  和  $H$  分别代表目标在前一帧的宽和高， $\alpha$  为尺度因子， $S$  为尺度的数量。针对每个图像模板求其特征  $F^l$ ， $d_1$  表示特征纬度， $l \in \{1, 2, \dots, d_1\}$ 。与位置滤

波器相似, 构造大小为  $1 \times S$  的响应  $g_1$ , 然后对  $F^l, g_1$  做一维 DFT 得到  $F_1^l, G_1$ , 将  $F_1^l, G_1$  代入式(1)计算得到尺度滤波器模板  $H_1^l$ 。

### 1.3 跟踪过程

将经过离散傅里叶变换的目标特征组成位置测试样本和尺度测试样本, 将测试样本分别放入式(4)中计算, 得到期望的最佳位置和尺度, 其中  $Z_t^l$  表示测试样本。

$$y_t = F^{-1} \left\{ \frac{\sum_{l=1}^d (A_{t-1}^l)^* Z_t^l}{B_{t-1} + \lambda} \right\} \quad (4)$$

## 2 结合粒子滤波的判别尺度空间跟踪算法

该算法针对遮挡问题和尺度变换等影响因素可以实现准确跟踪运动目标。传统的 DSST 算法在运动目标被遮挡时会引起跟踪漂移等问题; 传统遮挡判断使用颜色直方图计算巴氏系数只能捕捉目标颜色信息的相似性, 显然, 该方法不能捕捉更多的特征信息, 遮挡判断的不准确性会严重导致目标跟踪精确度下降。

针对以上问题, 本文算法采用结构相似性度量(Structural Similarity Index, SSIM)计算运动目标区域相邻帧的相似性, 以此来判断目标是否发生遮挡; 同时, 引入粒子滤波对下一帧的中心位置进行预测可以解决目标被遮挡时产生的跟踪精确度不高等问题; 并且, 利用 DSST 算法中尺度滤波器得到的目标尺度去更新粒子滤波目标模型, 解决目标发生尺度变换跟踪精确度不高的问题。本文算法通过以上改进使目标在遭遇遮挡等干扰时可以实现较为准确的跟踪运动目标。

### 2.1 算法流程

为了利用 DSST 算法原有的尺度滤波器的跟踪优势, 本算法在 DSST 算法的基础上, 增加了遮挡判断模块和粒子滤波跟踪模块。首先, 将当前帧目标与前一帧目标区域放入遮挡判别模块; 其次, 若判断结果大于更新阈值, 则进入位置滤波器确定目标位置, 反之, 进入粒子滤波跟踪模块预测目标的位置; 最后, 根据 DSST 尺度滤波器输出的最大响应值确定当前帧的目标尺度大小, 综合得到跟踪结果并更新模型。算法流程如图 2 所示。

### 2.2 粒子滤波跟踪算法

粒子滤波是一种基于蒙特卡洛模拟的非线性滤波方法, 本文是基于颜色分布的粒子滤波跟踪算法, 其核心思想就是用加权的样本集合  $S = \{s(n), p(n) | n = 1, 2, \dots, N\}$  对相关的概率分布进行近似表示, 其中  $s$  为对目标状态的估计,  $p$  为离散采样概率,  $n$  为样本数。粒子滤波跟踪算法的具体过程:

1) 建立目标模型。首先获取到初始帧确定目标的区域, 计算目标区域的颜色直方图, 为了避免目标被遮挡和移出视野的情况对颜色分布造成的影响, 减小距离目标中心较远的像素点权值比重。式(5)采用核函数对目标区域像素赋值:

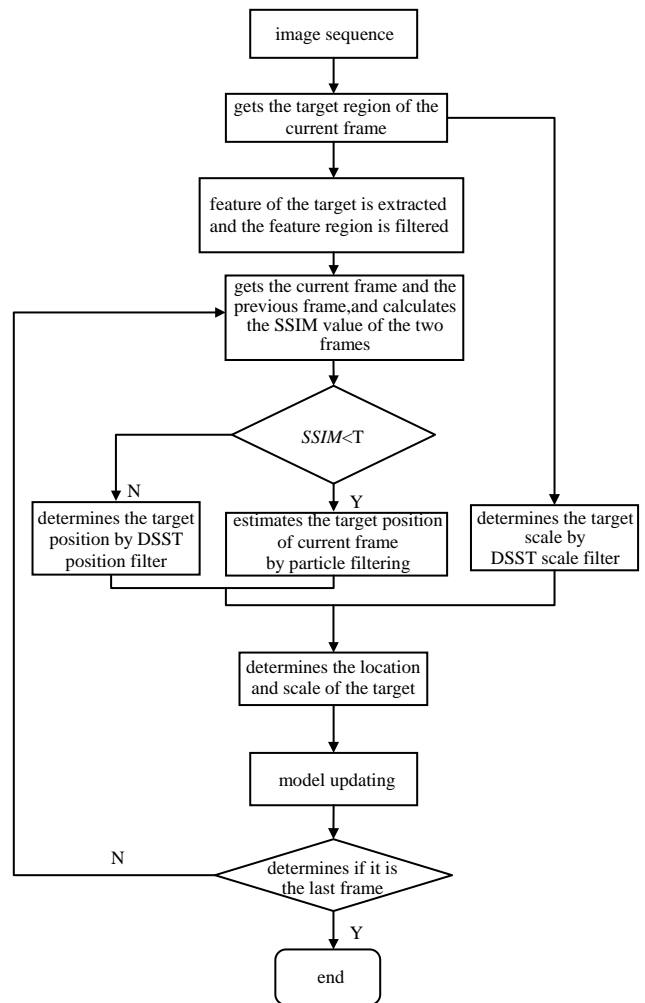


Fig.2 Flow chart of the proposed algorithm  
图 2 本文算法流程图

$$k(r) = \begin{cases} 1-r^2, & r < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中  $r$  为像素点与目标区域中心位置的距离。位于  $y$  处的像素点在第  $u$  个直方图单元的颜色分布概率密度函数  $q_y^{(u)}$  为：

$$q_y^{(u)} = f \sum_{i=1}^n k\left(\frac{\|y_i - x_0\|}{a}\right) \delta[h(y_i) - u] \quad (6)$$

$$f = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\frac{\|y_i - x_0\|}{a}\right)} \quad (7)$$

式中： $n$  为目标区域的像素个数； $x_0$  为目标区域的中心坐标； $f$  为归一化因子； $a = \sqrt{H_x^2 + H_y^2}$  中  $H_x$  和  $H_y$  分别表示从尺度滤波器中获得的目标区域的宽和高； $\delta[h(y_i) - u]$  用来判断目标区域的像素点是否属于颜色直方图的第  $u$  个单元，成立为 1，反之为 0。

粒子模型为  $s = \{x, y, v_x, v_y, H_x, H_y, a\}$ ，其中， $x, y$  是粒子中心位置， $v_x, v_y$  是粒子在  $x, y$  上的运动速度， $a$  是相应的尺度因子。粒子样本集合是通过状态变化方程  $s_t = \mathbf{A}s_{t-1} + d_{t-1}$  更新的。其中， $\mathbf{A}$  为状态转移矩阵， $d_{t-1}$  为高斯噪声。

2) 粒子采样。当  $t=1, 2, \dots$  时，在  $t-1$  时刻从样本集合  $s_{t-1}$  中挑选  $N$  个样本，权重为  $w_{t-1}^{(n)}$ 。计算权重数组的归一化累计概率  $P_{t-1}^k$ ：

$$P_{t-1}^k = \frac{\sum_{i=1}^k w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (8)$$

构造由  $N$  个均匀分布的随机变量组成的数组  $R$ ，其中所有随机变量都属于  $R[i] \in [0, 1]$ 。对  $P_{t-1}^k$  使用二分法搜索得到  $N$  个数组  $j$ ， $j$  满足  $P_{t-1}^{j[i]} \geq R[i]$ 。根据  $s_{t-1}^{j[i]} = s_{t-1}^{j[i]}$  更新粒子样本集合。将新的粒子样本集合代入状态变化方程中计算新的粒子集合  $s_t$ ，估计新的粒子位置。

3) 粒子权重更新。对新的粒子集合中的每一个粒子根据式(9)计算，得到颜色分布概率密度函数  $p_{s_t^{(n)}}^{(u)}$ ：

$$p_{s_t^{(n)}}^{(u)} = f \sum_{i=1}^n k\left(\frac{\|s_t^{(n)} - x_0\|}{a}\right) \delta[h(s_t^{(n)}) - u] \quad (9)$$

计算集合中的粒子颜色分布  $p_{s_t^{(n)}}^{(u)}$  和目标模型的颜色分布式(6)的 Bhattacharyya 系数  $\rho$ ，再根据式(11)计算，得到权重值  $w_t^{(n)}$ 。

$$\rho[p_{s_t^{(n)}}, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_{s_t^{(n)}}^{(u)} q^{(u)}} \quad (10)$$

$$w_t^{(n)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(1-\rho[p_{s_t^{(n)}}, q^{(u)}])}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

式中： $m$  为颜色特征空间中特征值的个数； $\sigma$  为常数。

4) 位置估计输出。根据步骤 3) 求得的权重估计样本集合  $s_t$  的平均值如式(12)所示，提取位置坐标作为跟踪输出结果。

$$E[s_t] = \sum_{n=1}^N w_t^{(n)} s_t^{(n)} \quad (12)$$

最后，位置估计输出后获取到新的目标区域进行模型更新，重新返回步骤 1) 计算。

### 2.3 基于结构相似性的遮挡判断

结构相似性度量是衡量 2 幅图像相似度的指标，此方法分别从亮度、对比度和结构 3 个方面度量图像相似性，与颜色直方图方法相比，SSIM 在图像相似度计算上参考的信息更多，可以提高遮挡判别的准确率。选取第

$t-1$  帧中的目标图像设为参考图像  $x_{t-1}$ ，将当前帧中的目标图像设为待测图像  $x_t$ ，SSIM 的评价模型定义为：

$$SSIM(x_{t-1}, x_t) = l(x_{t-1}, x_t)^\alpha \times c(x_{t-1}, x_t)^\beta \times s(x_{t-1}, x_t)^\gamma \quad (13)$$

$$l(x_{t-1}, x_t) = \frac{2u_{x_{t-1}}u_{x_t} + c_1}{u_{x_{t-1}}^2 + u_{x_t}^2 + c_1} \quad (14)$$

$$c(x_{t-1}, x_t) = \frac{2\sigma_{x_{t-1}}\sigma_{x_t} + c_2}{\sigma_{x_{t-1}}^2 + \sigma_{x_t}^2 + c_2} \quad (15)$$

$$s(x_{t-1}, x_t) = \frac{\sigma_{x_{t-1}x_t} + c_3}{\sigma_{x_{t-1}}\sigma_{x_t} + c_3} \quad (16)$$

式中： $l(x_{t-1}, x_t)$  为图像的亮度(均值)； $c(x_{t-1}, x_t)$  为图像的对比度(方差)； $s(x_{t-1}, x_t)$  为图像的结构； $u_{x_{t-1}}, u_{x_t}$  分别是图像  $x_{t-1}, x_t$  的平均值； $\sigma_{x_{t-1}}^2, \sigma_{x_t}^2$  分别是图像  $x_{t-1}, x_t$  的方差； $\sigma_{x_{t-1}x_t}$  是  $x_{t-1}$  和  $x_t$  的协方差； $c_1, c_2, c_3, \alpha, \beta, \gamma$  为常数； $\sigma_{x_{t-1}x_t}$  的计算方法如下：

$$\sigma_{x_{t-1}x_t} = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu_{x_{t-1}})(y_i - \mu_{x_t}) \quad (17)$$

将式(14)~(17)代入式(13)， $\alpha, \beta, \gamma$  设为 1，计算得到 2 个图像的结构相似性如式(18)，其中  $c_1 = (k_1L)^2$ ， $c_2 = (k_2L)^2$ ， $k_1 = 0.01$ ， $k_2 = 0.03$ ， $L = 255$ 。

$$SSIM(x_{t-1}, x_t) = \frac{(2\mu_{x_{t-1}}\mu_{x_t} + c_1)(2\sigma_{x_{t-1}x_t} + c_2)}{(\mu_{x_{t-1}}^2 + \mu_{x_t}^2 + c_1)(\sigma_{x_{t-1}}^2 + \sigma_{x_t}^2 + c_2)} \quad (18)$$

本文算法首先用一个  $3 \times 3$  的均值滤波器对待测图像进行均值滤波，然后生成一个高斯模板窗，分别对参考图像和待测图像做滑窗计算，经过式(18)计算得到最终的结果。当目标被遮挡时，引入粒子滤波对其进行跟踪，即当  $SSIM(x_{t-1}, x_t) < T$  时触发粒子滤波跟踪机制，其中  $T$  为更新阈值，计算方式如下：

$$T = \frac{1}{t} \sum_{i=2}^t SSIM(x_{i-1}, x_i) \quad (19)$$

OTB100 数据集集中的 Coke 的遮挡判别结果如图 3 所示，当相邻帧的结构相似性小于更新阈值时，则视为目标发生遮挡。

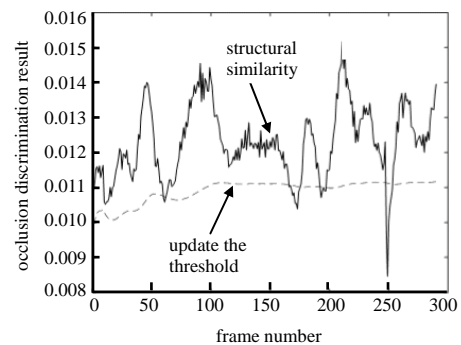


Fig.3 Results of occlusion discrimination of test sequence  
图 3 测试序列的遮挡判别结果

### 3 实验结果与分析

实验中所采用的图像序列均有一定的干扰信息，其中包括遮挡(Occlusion, OCC)、尺度变化(Scale Variation, SV)、快速运动(Fast Motion, FM)、旋转((In-Plane Rotation, IPR),(Out-of-Plane Rotation, OPR))、运动模糊(Motion Blur, MB)、背景干扰(Background Clutters, BC)和超出视野(Out-of-View, OV)属性。本文算法针对遮挡干扰进行改进，所以，实验结果选取几组有代表性的图像序列加以展示和分析。实验所用图像的序列信息参考表 1。

#### 3.1 定性分析

为了检验本文算法在目标遭遇遮挡后的跟踪效果，实验选取了具有遮挡干扰和部分其他干扰的图像序列。在 OTB2015 中将该算法与多种效果较好的跟踪算法进行对比实验，为了更好地展示算法效果，选用了 fDSST, DSST, KCF 和 Struck 算法进行定性分析。

从图 4 可以定性分析出，在不同测试序列中，当运动目标遭受遮挡、移出视野或者尺度变换等情况时，实验中的对比算法易出现跟踪漂移甚至跟丢目标的问题，DSST\_PF 算法和对比算法相比较，在目标被遮挡后再出现在视野时，能准确跟踪到目标，跟踪效果最好。

表 1 实验图像序列信息

Table1 Sequence information of experimental image

image	interference properties	frames
CarScale	SV,OCC	252
Coke	OCC,IPR,BC,IPR	291
Girl	OCC,SV,IPR,OPR	500
Jogging	OCC,OV,SV	307
Subway	OCC,BC,SV	175
Tiger	OCC,BC,Def,OV,MB	365
Jumping	MB,FM	304
Bolt	FM,BC,SV,OPR,OCC	350

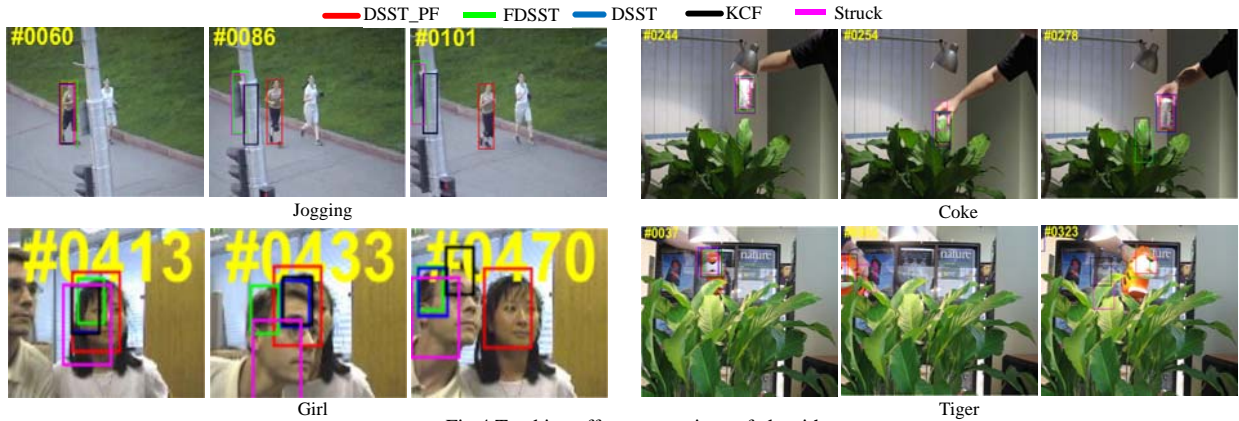


Fig.4 Tracking effect comparison of algorithms  
图 4 算法跟踪效果对比图

3.2 定量分析

在定量分析中，用 DSST\_PF 算法和其他算法做对比实验，图 5 是 5 种算法的一次鲁棒性评估(One-Pass Evaluation, OPE)精确度和成功率，其中图 5(a)是精确度曲线，图 5(b)是成功率曲线。图中数据的取值条件是位置误差阈值为 20，重叠率阈值为 0.5。

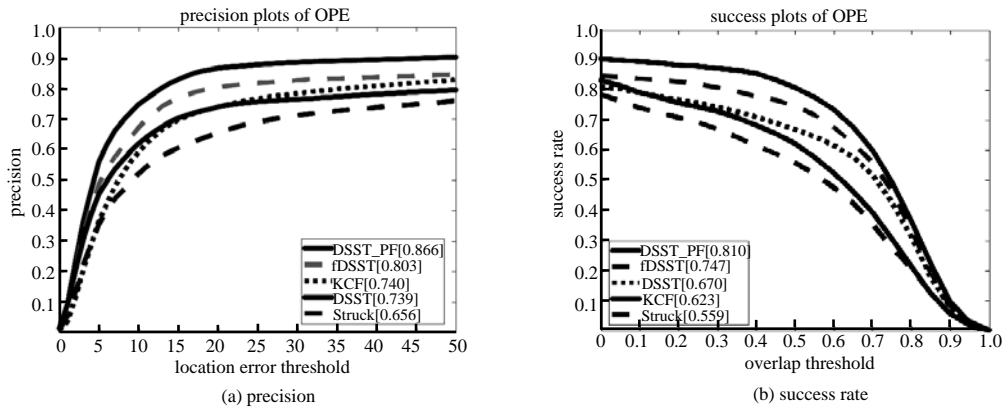


Fig.5 Comparison of algorithm accuracies and success rates  
图 5 算法精确度和成功率对比图

根据图 5 中的数据结果可知，DSST\_PF 算法的精确度为 0.866，成功率为 0.810。其他 4 种算法在 OTB2015 中也是跟踪较好的算法，和其比较，本文算法性能整体上有了明显的提升。和 fDSST 算法相比较，DSST\_PF 算法的精确度和成功率均提高了 6.3%。

表 2 五种算法在 9 种干扰属性上的结果对比

Table2 Results of five algorithms on nine interference attributes

	OCC	BC	Ov	SV	IV	IPR	OPR	FM	MB
DSST_PF	<b>0.891</b>	0.783	<b>0.801</b>	<b>0.808</b>	0.775	<b>0.803</b>	<b>0.852</b>	<b>0.753</b>	0.741
fDSST	<b>0.834</b>	0.736	<b>0.813</b>	<b>0.743</b>	0.737	<b>0.724</b>	<b>0.776</b>	<b>0.733</b>	<b>0.743</b>
DSST	0.762	<b>0.842</b>	0.683	0.762	<b>0.804</b>	0.783	0.778	0.721	<b>0.785</b>
KCF	0.693	<b>0.770</b>	0.677	0.676	<b>0.743</b>	0.719	0.704	0.699	0.735
Struck	0.706	0.694	0.511	0.738	0.730	0.768	0.735	0.513	0.544
	0.645	0.627	0.512	0.640	0.681	0.679	0.642	0.503	0.528
	0.749	0.753	0.650	0.679	0.728	0.725	0.729	0.602	0.650
	0.618	0.672	0.650	0.479	0.581	0.615	0.608	0.557	0.595
	0.564	0.585	0.539	0.639	0.558	0.617	0.597	0.604	0.551
	0.493	0.545	0.500	0.471	0.491	0.528	0.506	0.567	0.518

注：每种算法对应的第 1 行为精确度，第 2 行为成功率；加黑为几种算法中精确度和成功率最高值。

另外，DSST\_PF 算法和定性分析中的其他 4 种算法(fdsst,DSST,KCF,Struck)在不同属性上的精确度和成功率数据结果如表 2 所示。由表中数据可知，本文算法在多种干扰属性上有较好的表现，其整体跟踪效果比其他算法有所提高。尤其是在遇到遮挡、尺度变换和移出视野的情况下，本文算法有较高的精确度和成功率。

## 4 结论

本文在 DSST 跟踪算法的基础上提出了结合粒子滤波的判别尺度空间目标跟踪算法,和原有算法相比改进如下:首先,在确定目标位置和尺度之前进行遮挡判断,本文提出基于 SSIM 的遮挡判断,该遮挡判断方法和其他方法相比,对目标区域参考的信息更多,最大程度地利用了特征中包含的信息,提高了遮挡判断的准确度;其次,通过基于颜色分布的粒子滤波算法去跟踪发生遮挡的目标区域,减少在发生遮挡后发生跟踪漂移的情况;最后,利用尺度滤波器得到的目标尺度更新粒子滤波的目标模型,减少尺度变换所引起的跟踪失败问题。实验结果表明,与 DSST 算法和其他主流算法相比,本文算法在以遮挡为代表的干扰属性上取得了较好的跟踪效果,提高了跟踪的精确度和成功率。但是,本文算法在光照变化和背景干扰属性下的跟踪效果还需要进一步改进。

### 参考文献:

- [1] 尹宏鹏,陈波,柴毅,等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化学报, 2016,42(10):1466-1489. (YIN Hongpeng, CHEN Bo, CHAI Yi, et al. Vision-based object detection and tracking: a review[J]. Journal of Automation, 2016,42(10):1466-1489.)
- [2] 何静,徐启航,游安清. 一种引入预测机制的时空上下文跟踪算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(5):879-885. (HE Jing, XU Qihang, YOU Anqing. A spatio-temporal context tracking algorithm using predictive mechanism[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(5):879-885.)
- [3] DANELLJAN M, HAGER G, KHAN F S, et al. Discriminative scale space tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,39(8):1561-1575.
- [4] 李轶锴,吴庆宪,丁晟辉,等. 基于 TLD 和 fDSST 的长时间目标跟踪算法[J]. 电光与控制, 2019,26(4):44-48,70. (LI Tiekun, WU Qingxian, DING Shenghui, et al. A long-term tracking algorithm based on TLD and fDSST[J]. Electro-Optics and Control, 2019,26(4):44-48,70.)
- [5] 胡云层,路红,杨晨,等. 融合 DSST 和 KCF 的尺度自适应跟踪算法[J]. 计算机工程与设计, 2019,40(12):3563-3568. (HU Yunceng, LU Hong, YANG Chen, et al. Scale adaptive tracking algorithm combining DSST and KCF[J]. Computer Engineering and Design, 2019,40(12):3563-3568.)
- [6] 刘万军,张壮,姜文涛,等. 遮挡判别下的多尺度相关滤波跟踪算法[J]. 中国图象图形学报, 2018,23(12):1789-1800. LIU Wanjun, ZHANG Zhuang, JIANG Wentao, et al. Multi-scale correlation filtering tracking algorithm based on occlusion discrimination[J]. Chinese Journal of Image and Graphics, 2018,23(12):1789-1800.)
- [7] 汤学猛,陈志国,傅毅. 基于核滤波器实时运动目标的抗遮挡再跟踪[J]. 光电工程, 2020,47(1):54-63. (TANG Xuemeng, CHEN Zhiguo, FU Yi. Anti-occlusion and re-tracking of real-time moving target based on kernelized correlation filter[J]. Optoelectronic Engineering, 2020,47(1):54-63.)
- [8] 温宗周,程少康,李丽敏,等. 改进粒子滤波与均值漂移特征融合的目标跟踪[J]. 计算机工程与设计, 2019,40(8):2306-2311,2401. (WEN Zongzhou, CHENG Shaokang, LI Limin, et al. Improved target tracking based on particle filter and mean shift feature fusion[J]. Computer Engineering and Design, 2019,40(8):2306-2311,2401.)
- [9] 魏旭东,秦立峰. 加权颜色粒子滤波与 SIFT 特征双融合的行人跟踪[J]. 计算机工程与设计, 2019,40(2):556-561. WEI Xudong, QIN Lifeng. Double combination of weighted color particle filter and SIFT for pedestrian tracking[J]. Computer Engineering and Design, 2019,40(2):556-561.)
- [10] 徐壮,彭力. 基于 KLD 采样的自适应粒子滤波目标跟踪算法[J]. 计算机工程, 2019,45(12):182-188. (XU Zhuang, PENG Li. Adaptive particle filtering algorithm for target tracking based on KLD sampling[J]. Computer Engineering, 2019,45(12):182-188.)
- [11] ZHU M, HU M. Long term visual object tracking algorithm based on correlation filter[J]. Journal of Computer Applications, 2017,37(5):1466-1470.