

2-15-2024

## Dynamic Spatio-temporal Anomaly-aware Correlation Filtering Object Tracking Algorithm

Yunfei Qiu

*College of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China, 7415575@qq.com*

Xiangrui Bu

*College of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China, 2631172079@qq.com*

Boqiang Zhang

*College of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation. For more information, please contact [xtfzxb@126.com](mailto:xtfzxb@126.com).

---

# Dynamic Spatio-temporal Anomaly-aware Correlation Filtering Object Tracking Algorithm

## Abstract

**Abstract:** In view of the fact that the background perception algorithm does not establish a relationship with the spatio-temporal domain characteristics of the target, and cannot accurately deal with the occlusion, deformation and other abnormal tracking, a object tracking algorithm which can adaptively perceive the spatio-temporal anomalies is proposed. In the training stage of correlation filter, the adaptive spatial regularization term is introduced to establish a relationship with the spatio-temporal characteristics of sample. The abnormal perception method is proposed according to the peak value of response map. Taking advantage of the different confidence of historical filter and the continuity of target in the time domain, the historical filter with high confidence is adaptively selected as the reference template of time regularization through the abnormal perception method, which reduces the risk of filter degradation. Simulation experiments carried out on OTB50, OTB100 and TC128 test benchmarks show that the algorithm can adapt to the tracking tasks under complex scenarios such as appearance changes and messy pictures, and has strong robustness and practicability.

## Keywords

object tracking, correlation filter, abnormal perception, filter degradation, adaptive spatiotemporal regularization

## Recommended Citation

Qiu Yunfei, Bu Xiangrui, Zhang Boqiang. Dynamic Spatio-temporal Anomaly-aware Correlation Filtering Object Tracking Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 338-351.

## 动态时空异常感知的相关滤波目标跟踪算法

邱云飞, 卜祥蕊\*, 张博强

(辽宁工程技术大学 软件学院, 辽宁 葫芦岛 125105)

**摘要:** 针对背景感知算法未与目标的时空域特性建立联系, 以及无法准确处理遮挡、形变等异常跟踪情况的问题, 提出了能够动态感知时空异常的目标跟踪算法。在相关滤波器训练过程中引入动态空间正则项, 使其与样本的时空域特性建立联系; 结合响应图的峰值唯一性和锐利信息, 提出异常感知方法; 利用历史滤波器具有不同置信度的特点以及目标在时域中的连续性, 通过异常感知方法自适应选择高置信度的历史滤波器作为时间正则化的参考模板, 降低滤波器退化的风险。在 OTB50、OTB100 和 TC128 测试基准上进行仿真实验, 该算法能够适应外观变化、画面杂乱等复杂条件下的跟踪任务, 具有较强的鲁棒性和实用性。

**关键词:** 目标跟踪; 相关滤波器; 异常感知; 滤波器退化; 动态时空正则化

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X(2024)02-0338-14

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.22-1047

**引用格式:** 邱云飞, 卜祥蕊, 张博强. 动态时空异常感知的相关滤波目标跟踪算法[J]. 系统仿真学报, 2024, 36(2): 338-351.

**Reference format:** Qiu Yunfei, Bu Xiangrui, Zhang Boqiang. Dynamic Spatio-temporal Anomaly-aware Correlation Filtering Object Tracking Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2024, 36(2): 338-351.

## Dynamic Spatio-temporal Anomaly-aware Correlation Filtering Object Tracking Algorithm

Qiu Yunfei, Bu Xiangrui\*, Zhang Boqiang

(College of Software, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

**Abstract:** In view of the fact that the background perception algorithm does not establish a relationship with the spatio-temporal domain characteristics of the target, and cannot accurately deal with the occlusion, deformation and other abnormal tracking, a object tracking algorithm which can adaptively perceive the spatio-temporal anomalies is proposed. In the training stage of correlation filter, the adaptive spatial regularization term is introduced to establish a relationship with the spatio-temporal characteristics of sample. The abnormal perception method is proposed according to the peak value of response map. Taking advantage of the different confidence of historical filter and the continuity of target in the time domain, the historical filter with high confidence is adaptively selected as the reference template of time regularization through the abnormal perception method, which reduces the risk of filter degradation. Simulation experiments carried out on OTB50, OTB100 and TC128 test benchmarks show that the algorithm can adapt to the tracking tasks under complex scenarios such as appearance changes and messy pictures, and has strong robustness and practicability.

**Keywords:** object tracking; correlation filter; abnormal perception; filter degradation; adaptive spatio-temporal regularization

收稿日期: 2022-09-06 修回日期: 2022-10-19

基金项目: 国家自然科学基金(6217022980, 61404069)

第一作者: 邱云飞(1976-), 男, 教授, 博士, 研究方向为数据挖掘、机器学习等。E-mail: 7415575@qq.com

通讯作者: 卜祥蕊(1996-), 女, 硕士生, 研究方向为计算机视觉与模式识别。E-mail: 2631172079@qq.com

## 0 引言

视觉目标跟踪是计算机视觉范畴不可或缺的科研任务<sup>[1]</sup>, 在军事和民用领域都有广泛的应用, 如无人机飞行器<sup>[2]</sup>、视频监控<sup>[3]</sup>、智能机器人<sup>[4]</sup>等。但由于现实跟踪任务存在目标被遮掩和形态扭曲等现象<sup>[5]</sup>, 因此, 在杂乱情景中实现鲁棒跟踪对象是一项艰巨的任务<sup>[6-8]</sup>。

基于相关滤波和深度学习的目标跟踪研究是当前视觉目标跟踪研究的两个热点方向<sup>[9]</sup>。深度学习跟踪更注重跟踪精度, 通常无法满足实时性<sup>[10]</sup>, 而相关滤波跟踪算法在跟踪精度和速度方面都表现良好<sup>[11]</sup>。最小输出平方误差和跟踪方法<sup>[12]</sup>将信号处理领域的相关滤波方法应用到跟踪问题, 利用傅里叶变换实现在频域中的快速运算, 跟踪速度达到 600 帧/s 以上; 核化相关滤波(kernelized correlation filters, KCF)算法<sup>[13]</sup>利用循环矩阵在正负样本上进行密集采样, 在减少计算量和模型大小的同时, 规避了负样本数量不足的问题; 考虑到 KCF 无法适应目标的尺度变化<sup>[14]</sup>, 鉴别式尺度空间跟踪算法<sup>[15]</sup>运用一维尺度滤波器结合方向梯度直方图(histograms of oriented gradients, HOG)<sup>[16]</sup>方法进行目标的尺度估计, 有效增强了算法对物体尺度变化的鲁棒性。为进一步提升跟踪的性能, Danelljan 等<sup>[17]</sup>基于颜色命名特征进行训练, 提出了自适应颜色特征跟踪器(color names, CN)。模板和像素总和<sup>[18]</sup>算法使用 HOG 和颜色直方图两个特征, 增强了目标模糊时的鲁棒性。

尽管以上研究已经取得了出色的成绩, 但在相关滤波框架中还存在边界效应的问题<sup>[19]</sup>。在训练阶段, 数据是通过初始样本循环移位获取的, 当目标发生形变或快速运动时会导致跟踪器精度下降。为了解决上述问题, 空间正则相关滤波(spatially regularized correlation filters, SRDCF)算法<sup>[20]</sup>提出一种预定义的滤波器加权策略, 将滤波器能量集中在搜索窗口的中心区域, 削弱了背景信息并提高了准确度; 背景感知相关滤波

(background aware correlation filters, BACF)算法<sup>[21]</sup>

则在训练滤波器时增加来自背景信息负样本的数量, 增大循环矩阵取样的面积, 并裁剪出有效的样本区域, 兼顾了负样本的质量和数量; 自适应空间正则化相关滤波算法<sup>[22]</sup>在 SRDCF 模型的基础上引入自适应空间正则化项, 在一定程度上可以获得更加稳健的目标跟踪结果, 但当目标出现平面外旋转、运动模糊等画面突变的干扰情况时, 仅通过自适应空间正则化方法容易对上一帧画面过拟合, 无法适应目标快速变化; 时空正则相关滤波(spatial-temporal regularized correlation filters, STRCF)算法<sup>[23]</sup>在 SRDCF 基础上进行改进, 在训练阶段将时间正则项和空间正则项结合并在邻帧间建立联系, 该算法虽然可以缓解画面剧烈波动产生的影响, 但由于使用固定的前一帧滤波器作为时空正则化的参考模板, 当目标出现异常行为时, 前一帧滤波器将会受到异常情况的干扰, 因此, 存在因滤波器退化导致跟踪失败的风险。

本文提出了一种能够动态感知时空异常的目标跟踪算法, 在 BACF 算法的基础上考虑目标运动过程中的时空域特性, 即目标在短时间内空间外观变化具有较强的连续特性, 使跟踪器具有复杂场景下适应性较强的优势。

## 1 相关工作

### 1.1 背景感知跟踪算法

循环位移会生成不真实的负样本, 目标背景随时间变化会造成目标边缘图像错位。为解决该问题, BACF 方法利用一个掩码矩阵, 使多通道滤波器能够在较大的搜索区域上进行样本训练, 避免了循环产生的非真实背景干扰, 有效缓解了边界效应问题。该算法的目标函数为

$$\varepsilon(f) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \left\| g(j) - \sum_{k=1}^K f_k^T P x_k [\Delta \tau_j] \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \| f_k \|_2^2 \quad (1)$$

式中： $T$ 为整幅图像的特征图 $\mathbf{x}_k$ 的大小； $\mathbf{g}(j)$ 为期望高斯分布的响应； $K$ 为通道数； $\mathbf{f}$ 为目标滤波器； $\mathbf{P} \in \mathbb{R}^T$ 为二维裁剪矩阵； $\mathbf{x}_k[\Delta\tau_j]$ 为对 $\mathbf{x}_k$ 的 $j$ 阶离散循环移位， $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^T$ ， $\mathbf{g}(j) \in \mathbb{R}^T$ ，且 $\mathbf{f}_k \in \mathbb{R}^T$ 为相关滤波器； $\lambda$ 为超参数。

为求解出最优滤波器，引入辅助因子 $\hat{\mathbf{q}}$ ，将式(1)改写为

$$\begin{aligned} \varepsilon(\mathbf{f}, \hat{\mathbf{q}}) &= \frac{1}{2} \left\| \hat{\mathbf{g}} - \hat{\mathbf{X}}\hat{\mathbf{q}} \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{f} \right\|_2^2, \\ \text{s.t. } \hat{\mathbf{q}} &= \sqrt{T} (\mathbf{F}\mathbf{P}^T \otimes \mathbf{I}_k) \mathbf{f} \end{aligned} \quad (2)$$

式中： $\hat{\cdot}$ 为矩阵的傅里叶转换； $\otimes$ 为克罗内克积；辅助变量 $\hat{\mathbf{g}} = [\hat{\mathbf{g}}_1^T, \hat{\mathbf{g}}_2^T, \dots, \hat{\mathbf{g}}_K^T]$ ； $\mathbf{F} \in \mathbb{C}^T$ 为标准正交傅里叶变换矩阵，可将向量化信号转为频域； $\hat{\mathbf{X}}$ 为分块对角矩阵。使用交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)优化式(2)，得到具有多通道的 $\mathbf{f}$ 。

## 1.2 空间正则化跟踪算法

为处理边界效应，SRDCF在模型中引入了空间正则化项，在训练阶段使用正则化权重对滤波器系数进行惩罚，能够提升模型的判别性能。该算法的目标函数为

$$\varepsilon(\mathbf{f}) = \sum_{k=1}^t \alpha_k \left\| \sum_{l=1}^d \mathbf{x}_k^l \cdot \mathbf{f}_k^l - \mathbf{g}_k \right\|_2^2 + \sum_{l=1}^d \left\| \omega \cdot \mathbf{f}^l \right\|_2^2 \quad (3)$$

式中： $\alpha_k \geq 0$ 确定每个样本在训练阶段的权重； $\omega$ 为空间权重矩阵； $t$ 为样本数量； $d$ 为特征图维数； $\sum_{l=1}^d \left\| \omega \cdot \mathbf{f}^l \right\|_2^2$ 为空间正则项。由此，SRDCF利用固定权重 $\omega$ 来减少跟踪对象边缘的样本，使得对象的更多中心信息得以保留。而自适应空间正则化算法引入一个基于空间权重 $\omega$ 的正则化系数和其参考权重 $\omega^r$ ，此方法不同于SRDCF，其能够与样本建立联系。该算法的目标函数为

$$\begin{aligned} \varepsilon(\mathbf{f}) &= \frac{1}{2} \left\| \mathbf{g}_k - \sum_{k=1}^K \mathbf{X}_k (\mathbf{P}^T \mathbf{f}_k) \right\|_2^2 + \\ &\frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \omega \odot \mathbf{f}_k \right\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \left\| \omega - \omega^r \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (4)$$

式中： $\lambda$ 和 $\mu$ 为2个空间正则化项的超参数； $\mathbf{P}$ 为来自BACF中的裁剪矩阵； $\frac{\mu}{2} \left\| \omega - \omega^r \right\|_2^2$ 为可调整空间权重 $\omega$ 的约束条件。

## 1.3 时间正则化跟踪算法

STRCF跟踪器通过引入时间正则化参数，缓解了边界效应问题，通过最小化目标函数可以得到该算法的优化目标：

$$\begin{aligned} \varepsilon(\mathbf{f}) &= \frac{1}{2} \left\| \sum_{d=1}^D \mathbf{x}_t^d \mathbf{f}^d - \mathbf{g} \right\|_2^2 + \\ &\frac{1}{2} \sum_{d=1}^D \left\| \omega \mathbf{f}^d \right\|_2^2 + \frac{\mu}{2} \left\| \mathbf{f} - \mathbf{f}_{t-1} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (5)$$

式中引入时间正则项 $\frac{\mu}{2} \left\| \mathbf{f} - \mathbf{f}_{t-1} \right\|_2^2$ ，其中， $\mu$ 为其对应的参数， $\mathbf{f}_{t-1}$ 为前一帧训练模型。

## 2 动态时空异常感知的目标跟踪

### 2.1 动态时间异常感知正则化

已有方法采用了上一帧滤波器构造时间正则化项，尽管这种措施能提升跟踪器的性能，但因现实跟踪场景复杂多变，当出现形变或背景杂乱等异常情况时，固定使用前一帧滤波器存在着较大局限性。

针对上述问题，在跟踪过程中引入异常感知方法，首先构造异常感知因子 $c$ ，计算方法为

$$\begin{aligned} c &= R_{\text{PSR}} \cdot \frac{1}{R_{\text{RSFMP}}} = \\ &\frac{R_{\text{max}} - R_{\text{mean}}}{\sigma(R_{x,y})} \left( \min \left( \frac{r_{\text{peak2}}}{r_{\text{peak1}}}, 0.4 \right) \right)^{-1} \end{aligned} \quad (6)$$

式中： $\mathbf{R}$ 为相关响应图； $R_{\text{PSR}}$ 为 $\mathbf{R}$ 的峰值旁瓣比<sup>[12]</sup>； $R_{\text{RSFMP}}$ 为 $\mathbf{R}$ 的次主峰与主峰比； $R_{\text{max}}$ 、 $R_{\text{mean}}$ 和 $\sigma(R_{x,y})$ 分别为响应图中的峰值、均值和标准差； $r_{\text{peak1}}$ 为最高峰值； $r_{\text{peak2}}$ 为第二峰值。在跟踪过程中，响应图能在一定程度上反映出跟踪的可靠性信息，理想的响应图通常具有唯一的峰值，周围区域应尽可能平缓，而且响应图中主峰越锐利，

周围区域应越平缓, 这代表滤波器模板可靠性越好。因此, 本文提出的异常感知因子  $c$  能够有效量化响应图主峰的尖锐程度和唯一性, 起到异常感知的作用。

结合滤波器异常感知方法提出一种新的动态时间正则化项:

$$\|C^T f - C^T f_\Gamma\|_2^2 \quad (7)$$

$$f_\Gamma = \begin{cases} f^{t-1}, & c_t > \gamma \cdot \text{mean}(c) \\ f^{t-i}, & c_t \leq \gamma \cdot \text{mean}(c) \end{cases} \quad (8)$$

$$i = \underset{i}{\text{argmin}} (c_{t-i+1} > \gamma \cdot \text{mean}(c))$$

式中:  $C$  为目标裁剪矩阵, 能够降低背景的干扰;  $f_\Gamma$  为正则项的参考模板;  $f^{t-1}$  和  $f^{t-i}$  分别为第  $t-1$  帧和第  $t-i$  帧的滤波器;  $\text{mean}()$  为算术平均值函数。当  $c_t > \gamma \cdot \text{mean}(c)$  时, 说明当前滤波器未受到明显干扰, 采用上一帧滤波器  $f_{t-1}$  作为时间正则项的参考模板, 当  $c_t \leq \gamma \cdot \text{mean}(c)$  时则表明前一帧滤波器不可靠, 通过式(8)的结果得到可靠的历史滤波器  $f_\Gamma$  作为时间正则项的参考模板。动态时间异常感知正则化方法能通过跟踪异常因子感知异常情况, 从而获得更稳健的滤波器模型, 且不会产生大量的存储和计算负担, 能够有效缓解滤波器的退化问题。

## 2.2 动态空间正则化

在传统算法中, 固定的空间正则化参数无法适应不同的跟踪对象, 存在跟踪漂移的风险。本文提出动态空间正则化项:

$$\frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \|\omega \odot f_k\|_2^2 + \frac{\mu_1}{2} \|\omega - \omega_\Gamma\|_2^2 \quad (9)$$

式中:  $\lambda$  和  $\mu_1$  为模型超参数;  $\omega$  为空间权重;  $\omega_\Gamma$  为自适应空间正则化参考权重。与已有算法不同,  $\omega_\Gamma$  在第一帧中使用负高斯初始化, 之后在每一帧后使用如下的方法进行更新:

$$\omega_\Gamma^t = (1 - \kappa) \omega_\Gamma^{t-1} + \kappa \omega^t \quad (10)$$

式中:  $\kappa$  为空间权重的学习率。这种方式摒弃了完

全采用新的空间权重进行约束的方式, 增加了与前一帧空间参考权重的时间一致性约束, 有利于保留邻帧间的关联性, 克服了传统算法中只考虑单帧信息的局限性。此外, 相比于传统自适应空间正则化算法, 本文的参考权重无需引入额外 ADMM 求解过程, 提升了算法的运行速度。从整体上看, 本文提出的动态空间正则化可以有效地适应跟踪对象的变化, 使模型更加鲁棒。

## 2.3 总体目标函数

本文提出的目标跟踪算法总体目标函数为

$$E(f_k) = \underset{f}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{k=1}^K x_k (C^T f_k) - y \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \|\omega \odot f_k\|_2^2 + \frac{\mu_1}{2} \|\omega - \omega_\Gamma\|_2^2 + \frac{\mu_2}{2} \|C^T f - C^T f_\Gamma\|_2^2 \quad (11)$$

式中:  $K$  为总通道数;  $x_k$  为  $x$  的第  $k$  个通道的特征;  $C$  为来自 BACF 的裁剪矩阵;  $y$  为理想的相关响应;  $\omega$  为自适应空间权重;  $\|\omega - \omega_\Gamma\|_2^2$  为空间权重约束项, 旨在使  $\omega$  尽可能与参考权重  $\omega_\Gamma$  相似, 避免过度优化;  $\|C^T f - C^T f_\Gamma\|_2^2$  为动态时间正则化项;  $\lambda$ 、 $\mu_1$ 、 $\mu_2$  为正则化系数。

## 2.4 滤波器模型的优化

因为式(11)无法直接得到闭式解, 所以采用 ADMM 优化模型, 应用帕塞瓦尔定理并引入辅助变量  $\hat{g}_k = \sqrt{N} F C^T f_k$ ,  $k=1, 2, \dots, K$ , 将上述目标函数转化到频域计算:

$$\hat{E}(f_k) = \underset{\hat{f}}{\text{argmin}} \frac{1}{2} \left\| \sum_{k=1}^K \text{conj}(\hat{x}_k) \odot \hat{g}_k - \hat{y} \right\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \|\omega \odot f_k\|_2^2 + \frac{\mu_1}{2} \|\omega - \omega_\Gamma\|_2^2 + \frac{\mu_2}{2} \|\hat{g} - \hat{g}^s\|_2^2 \quad (12)$$

式中:  $\text{conj}()$  为复共轭运算。

将式(12)用增广拉格朗日法表示为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{E}} = \operatorname{argmin}_f \frac{1}{2} & \left\| \sum_{k=1}^K \operatorname{conj}(\hat{\mathbf{x}}_k) \odot \hat{\mathbf{g}}_k - \hat{\mathbf{y}} \right\|_2^2 + \\ & \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{f}_k \right\|_2^2 + \sum_{k=1}^K (\hat{\mathbf{g}}_k - \sqrt{N} \mathbf{F} \mathbf{C}^T \mathbf{f}_k) (\hat{\zeta}_k)^T + \\ & \frac{\delta}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mathbf{g}}_k - \sqrt{N} \mathbf{F} \mathbf{C}^T \mathbf{f}_k \right\|_2^2 + \\ & \frac{\mu_1}{2} \left\| \boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}_\Gamma \right\|_2^2 + \frac{\mu_2}{2} \left\| \hat{\mathbf{g}} - \hat{\mathbf{g}}^s \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (13)$$

式中： $\hat{\zeta}$ 为拉格朗日乘子； $\delta$ 为惩罚因子。随着  $h = \frac{1}{\delta} \cdot \zeta$  的引入，式(13)可重写为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{E}} = \operatorname{argmin}_f \frac{1}{2} & \left\| \sum_{k=1}^K \operatorname{conj}(\hat{\mathbf{x}}_k) \odot \hat{\mathbf{g}}_k - \hat{\mathbf{y}} \right\|_2^2 + \\ & \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{f}_k \right\|_2^2 + \frac{\delta}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mathbf{g}}_k - \sqrt{N} \mathbf{F} \mathbf{C}^T \mathbf{f}_k + \hat{\mathbf{h}}_k \right\|_2^2 + \\ & \frac{\mu_1}{2} \left\| \boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}_\Gamma \right\|_2^2 + \frac{\mu_2}{2} \left\| \hat{\mathbf{g}} - \hat{\mathbf{g}}^s \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (14)$$

然后式(11)被拆分为多个凸光滑且存在闭式解的子问题  $\mathbf{g}$ 、 $\mathbf{f}$ 、 $\boldsymbol{\omega}$ 。

#### 2.4.1 子问题 $\mathbf{g}$

固定式(14)中的其他变量后，子问题的最优解为求解如下目标：

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{g}} = \operatorname{argmin}_{\hat{\mathbf{g}}_k} \frac{1}{2} & \sum_{k=1}^K \left\| \operatorname{conj}(\hat{\mathbf{x}}_k) \odot \hat{\mathbf{g}}_k - \hat{\mathbf{y}} \right\|_2^2 + \\ & \frac{\delta}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \hat{\mathbf{g}}_k - \sqrt{N} \mathbf{F} \mathbf{C}^T \mathbf{f}_k + \hat{\mathbf{h}}_k \right\|_2^2 + \frac{\mu_2}{2} \left\| \hat{\mathbf{g}} - \hat{\mathbf{g}}_\Gamma \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (15)$$

由于直接优化式(15)具有较高的时间复杂度，考虑到  $\hat{\mathbf{x}}_k$  是稀疏带状变量， $\hat{\mathbf{y}}$  的第  $j$  个元素只依赖于滤波器  $\hat{\mathbf{g}}_k$  的  $k$  通道和样本  $\hat{\mathbf{x}}_k$  的第  $j$  个元素，所以，可通过优化  $\hat{\mathbf{y}}$  中的每一个元素得到式(15)的解，令  $V_j(\hat{\mathbf{a}}) = [\operatorname{conj}(\hat{\mathbf{a}}^1(j)), \operatorname{conj}(\hat{\mathbf{a}}^2(j)), \dots, \operatorname{conj}(\hat{\mathbf{a}}^k(j))]^T$  表示沿所有  $k$  通道  $\hat{\mathbf{a}}$  的第  $j$  个元素的向量，如此求式(15)相当于求解多个子问题，可表示为

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{g}} = \operatorname{argmin}_{\hat{\mathbf{g}}_k} \frac{1}{2} & \left\| V_j(\hat{\mathbf{x}}^t)^T V_j(\hat{\mathbf{g}}) - \hat{\mathbf{y}} \right\|_2^2 + \\ & \frac{\delta}{2} \left\| V_j(\hat{\mathbf{g}}) - V_j(\sqrt{N} \mathbf{F} \mathbf{C}^T \mathbf{f}) + V_j(\hat{\mathbf{h}}) \right\|_2^2 + \\ & \frac{\mu_2}{2} \left\| V_j(\hat{\mathbf{g}}) - V_j(\hat{\mathbf{g}}_\Gamma) \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (16)$$

基于式(16)，对  $V_j(\hat{\mathbf{g}})$  求偏导，并令  $\frac{\partial \hat{\mathbf{g}}}{\partial V_j(\hat{\mathbf{g}})} = 0$ ，

可以得到

$$V_j(\hat{\mathbf{g}}) = \frac{\vartheta}{V_j(\hat{\mathbf{x}}^t) V_j(\hat{\mathbf{x}}^t)^T + (\delta + \mu_2) \mathbf{N} \mathbf{I}_k} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \vartheta = V_j(\hat{\mathbf{x}}^t) \hat{\mathbf{y}} + \delta N V_j(\sqrt{N} \mathbf{F} \mathbf{C}^T \mathbf{f}) - \\ \delta N V_j(\hat{\mathbf{h}}) + \mu_2 N V_j(\hat{\mathbf{g}}^s) \end{aligned}$$

由于式(17)的逆运算较为复杂，所以使用 Sherman Morrison 公式进行化简：

$$V_j(\hat{\mathbf{g}}) = \frac{1}{(\delta + \mu_2) N} \cdot \left( \mathbf{I}_k - \frac{V_j(\hat{\mathbf{x}}) V_j(\hat{\mathbf{x}})^T}{((\delta + \mu_2) N) + V_j(\hat{\mathbf{x}}) V_j(\hat{\mathbf{x}})^T} \right) \vartheta \quad (18)$$

#### 2.4.2 子问题 $\mathbf{f}$

固定式(14)中的其他变量后，子问题的最优解为求解如下目标：

$$\hat{\mathbf{f}} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{f}_k} \frac{\lambda}{2} \left\| \mathbf{W} \mathbf{f}_k \right\|_2^2 + \frac{\delta}{2} \left\| \hat{\mathbf{g}}_k - \sqrt{N} \mathbf{F} \mathbf{C}^T \mathbf{f}_k + \hat{\mathbf{h}}_k \right\|_2^2 \quad (19)$$

式中： $\mathbf{W}$ 为空间正则权重  $\boldsymbol{\omega}$  的对角线矩阵。 $\mathbf{W} = \operatorname{diag}(\boldsymbol{\omega})$ ，对式(19)求关于  $\mathbf{f}_k$  的导数并令其为 0，可以得到：

$$\hat{\mathbf{f}} = \frac{\delta N \mathbf{C}(\mathbf{g} + \mathbf{h})}{\lambda(\mathbf{W}^T \mathbf{W}) + \delta N \mathbf{C}} \quad (20)$$

式中： $\mathbf{g}$  和  $\mathbf{h}$  求解过程是通过  $\hat{\mathbf{g}}$  和  $\hat{\mathbf{h}}$  应用快速傅里叶逆变换得到的，即  $\mathbf{g} = \mathbf{F}^{-1}\{\hat{\mathbf{g}}\}$ ， $\mathbf{h} = \mathbf{F}^{-1}\{\hat{\mathbf{h}}\}$ 。

#### 2.4.3 子问题 $\boldsymbol{\omega}$

固定式(14)中的其他变量后，子问题的最优解通过对  $\boldsymbol{\omega}$  求偏导并令结果为 0，可以解得：

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\omega} = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{\omega}} \frac{\lambda}{2} \sum_{k=1}^K \left\| \boldsymbol{\omega} \odot \mathbf{f}_k \right\|_2^2 + \frac{\mu_1}{2} \left\| \boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}_\Gamma \right\|_2^2 = \\ \frac{\mu_1 \boldsymbol{\omega}_\Gamma}{\lambda \sum_{k=1}^K \mathbf{f}_k \odot \mathbf{f}_k + \mu_1} \end{aligned} \quad (21)$$

#### 2.4.4 更新拉格朗日乘子

拉格朗日乘子更新表达式为

$$\hat{\mathbf{h}}^{(i+1)} = \hat{\mathbf{h}}^{(i)} + \delta(\hat{\mathbf{g}}^{(i+1)} - \hat{\mathbf{f}}^{(i+1)}) \quad (22)$$

式中，上角标表示模型求解过程中的迭代次数，

$\hat{\mathbf{g}}^{(t+1)}$ 和 $\hat{\mathbf{f}}^{(t+1)}$ 可在子问题 $\mathbf{g}$ 和子问题 $\mathbf{f}$ 中得到。

### 2.4.5 更新步进参数

$\delta$ 的更新式为

$$\delta^{(k+1)} = \min(\delta_{\max}, \beta\delta^{(k)}) \quad (23)$$

式中:  $\delta_{\max}$ 为步进参数最大值;  $\beta$ 为比例因子。

## 2.5 目标定位

在目标定位阶段, 通过获得前一帧 ADMM 迭代结果 $\hat{\mathbf{g}}_k^{t-1}$ , 求得当前帧的响应结果:

$$\mathbf{R}^t = \mathbf{F}^{-1} \sum_{k=1}^K (\hat{\mathbf{x}}_k^t \cdot \hat{\mathbf{g}}_k^{t-1}) \quad (24)$$

式中:  $\mathbf{R}^t$ 为当前帧响应图;  $\hat{\mathbf{x}}_k^t$ 为第 $t$ 帧样本特征的傅里叶形式;  $\hat{\mathbf{g}}_k^{t-1}$ 为第 $t-1$ 帧学习到的模型对应形式。最大响应值所在的位置即为目标区域中心。

## 2.6 目标模型更新

本文在模型更新阶段采用如下方式进行更新:

$$\mathbf{f}_{\text{model}}^t = (1 - \chi)\mathbf{f}_{\text{model}}^{t-1} + \chi\mathbf{f}^t \quad (25)$$

式中:  $\mathbf{f}_{\text{model}}^{t-1}$ 为上一帧计算得到的滤波器;  $\chi$ 为学习率。

## 2.7 算法流程

本文算法的具体流程如下:

(1) 在训练阶段, 从视频序列图像中获取目标所在的位置区域, 同时提取目标区域的HOG特征与颜色特征, 将目标特征和理想输出作为输入信息, 使用式(18)求解得到子问题 $\mathbf{g}$ , 使用式(20)求解得到子问题 $\mathbf{f}$ , 使用式(21)和式(22)得到子问题 $\omega$ 和拉格朗日乘子, 进行训练得到相关滤波器模型。

(2) 在目标定位阶段, 通过式(24)得到当前帧响应图, 取其最大值所在位置为目标中心以完成目标定位。

(3) 在模型更新阶段, 首先使用式(6)计算跟踪异常感知因子 $c$ , 根据式(8)对时间正则项参考模板进行更新, 然后使用式(10)和式(25)分别更新空间参考权重和目标模型。

(4) 输出跟踪结果, 转至步骤(1), 继续对下一帧图像提取训练样本并进行模型训练与更新, 直到跟踪任务结束。

本文算法的跟踪流程示意图如图1所示。

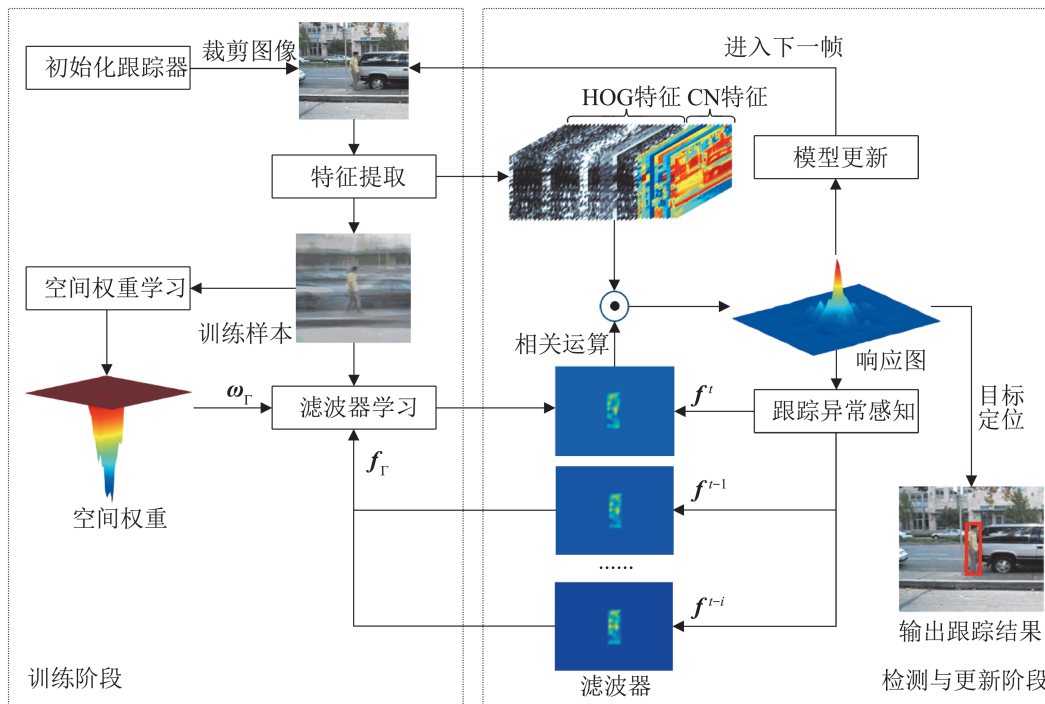


图1 跟踪流程

Fig. 1 Tracking process



### 3 实验

算法的实验环境 CPU 为英特尔 i7-8700，频率是 3.20 GHz，内存 16 GB，操作系统是 Windows 10，编程语言为 MATLAB R2018b。

实验参数方面，本实验初始步进参数  $\delta=1$ ， $\delta_{\max}=10\ 000$ ，初始比例因子  $\beta=1$ ， $\gamma=0.45$ ，正则化参数  $\lambda=1$ ， $\mu_1=0.001$ ， $\mu_2=15$ ，学习率参数  $\chi=0.2$ ， $\kappa=0.2$ 。

在 3 个基准数据集上对本文算法和其他跟踪器的性能进行评估，具体有 OTB50<sup>[24]</sup>、OTB100<sup>[25]</sup> 和 TC128<sup>[26]</sup> 数据集。OTB50 有 50 组不同的连续图像，OTB100 有 100 组，包括 25% 的灰度序列。TC128 数据集包含所有颜色序列。同时，数据集包含 11 种不同属性如表 1 所示，本文遵循一次性通过评估 (one-time pass evaluation, OPE) 协议来评估不同跟踪器的性能。

表 1 属性标签  
Table 1 Attribute labels

属性	说明
BC	目标邻近区域杂乱
DEF	目标外观改变
FM	快速运动
IPR	面内旋转
IV	光照变化
LR	低分辨率
MB	运动模糊
OCC	遮挡
OPR	面外旋转
OV	超出视野
SV	尺度变化

#### 3.1 定量分析

定量分析选取了 AutoTrack<sup>[27]</sup>、SRDCF<sup>[20]</sup>、STRCF<sup>[23]</sup>、ARCF<sup>[28]</sup>、BACF<sup>[21]</sup>、DSST<sup>[15]</sup>、KCF<sup>[13]</sup>、Staple<sup>[18]</sup> 8 种效果较好的算法。采用上述 3 个数据集进行跟踪效果比较，并绘制相应图表。本文定量分析主要采用精确率和成功率来评估模型优劣。计算目标实际位置与待评估跟踪算法预测位置的

欧式距离，取距离为 20 的值作为精确率分数。成功率是指真实目标区域和算法估计目标区域的交并比，采用曲线下面积记作成功率分数。

图 2~4 为本文算法其他 8 种算法在 3 个数据集上得出的性能曲线。本文算法在 3 类数据集上与其他 8 种算法相比表现都较为突出，由于算法在时间正则化项基础上使用异常感知因子识别跟踪了异常情况，获取了可靠的历史滤波器信息，因此，能够构建更稳定的模型。本文算法与基线算法的中心位置误差比较如图 5 所示，在前 40 帧中，2 种算法都能准确定位目标；在第 45 帧时，由于目标被遮挡，跟踪器受到相似物体的干扰，在接下来的 8 帧连续遮挡过程中，基线算法中采用前一帧的参考模板受到异常的影响，在目标人物再次出现时无法正确跟踪目标，而本文算法对异常情况表现出了较强的适应性，可以鲁棒跟踪目标。本文算法在数据集 OTB50 中的精确率为 0.814，成功率为 0.607，分别领先基线算法 BACF 的 0.768 和 0.570 成绩；在数据集 OTB100 中的精确率为 0.856，成功率为 0.654，与 BACF 算法相比精确率和成功率分别提高了 3.2% 和 3.3%；在数据集 TC128 中的精确率为 0.744，成功率为 0.557，比 BACF 算法的精确率和成功率高出了 8.4% 和 6.2%。这表明本文算法引入的动态时间异常感知正则化项和动态空间正则化项能够有效处理异常问题并增强模型的适应能力。

为了更全面地比较各模型的综合指标，9 种算法中 11 个属性序列的成绩如表 2~3 所示。

表 2~3 中数据显示，本文算法的精确率有 6 种属性排第 1，2 种属性排第 2，3 种属性排第 3；成功率有 6 种属性排第 1，5 种属性排第 2。所提模型通过跟踪异常因子过滤历史滤波器，使其能够适应形变、运动模糊等场景，在遮挡、平面外旋转等空间异常场景中，发挥出了动态空间正则化的作用，再加之其利用邻帧空间域的关联性，能够较好地适应多种复杂跟踪场景。总体来讲，本文算法在多数属性序列上都能取得较优的成绩。

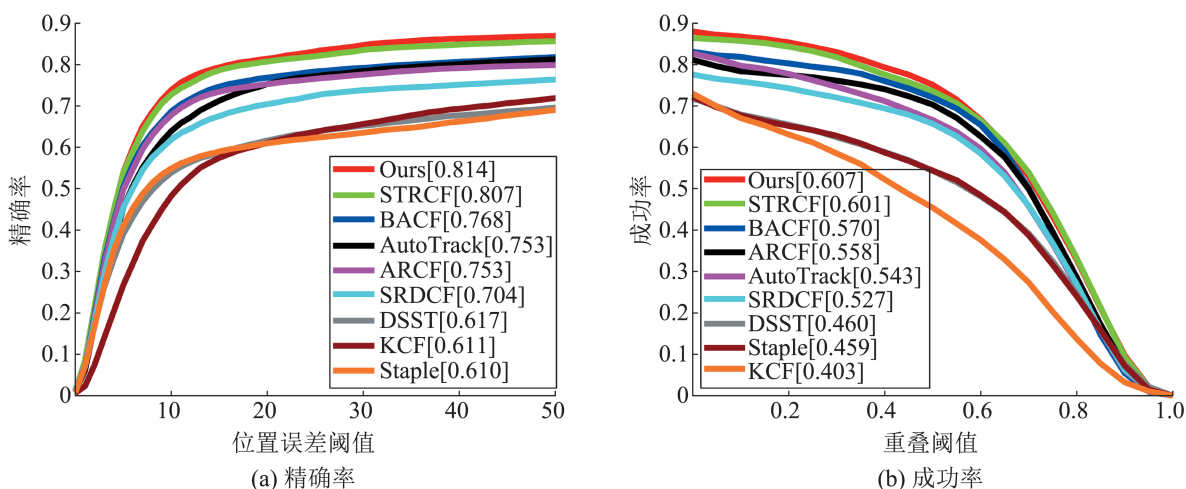


图2 OTB50数据集显示结果

Fig. 2 Results on OTB50

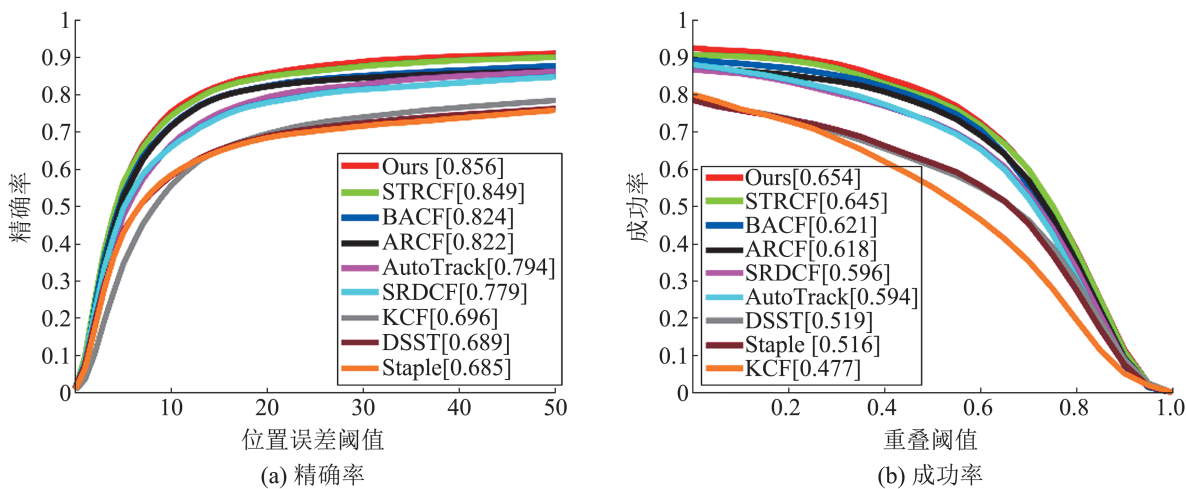


图3 OTB100数据集显示结果

Fig. 3 Results on OTB100

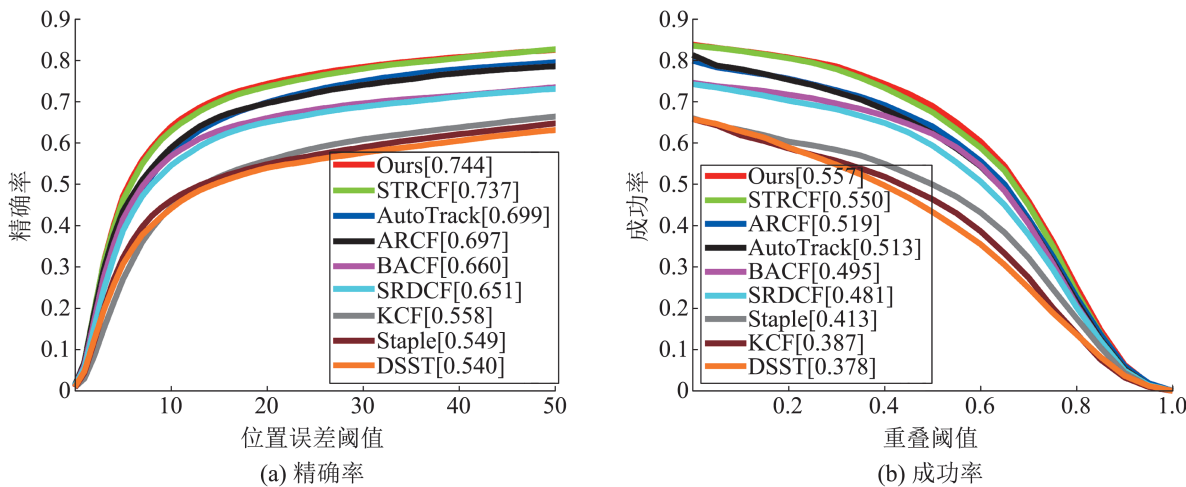


图4 TC128数据集显示结果

Fig. 4 Results on TC128

<http://www.china-simulation.com>

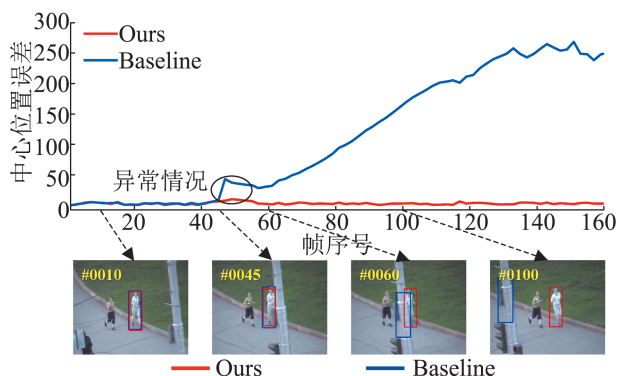


图 5 中心位置误差对比  
Fig. 5 Centre position error

### 3.2 定性分析

为了更清晰直观地展示各算法在各种视频属性中的跟踪效果，本文在 OTB100 中选取 7 个有代表性的视频序列做定性分析，如图 6 所示，视频序列依次为 Shaking、David3、Blurcar3、Vase、Walking2、Deer 和 FaceOcc1，可以看出，所提算法在大多数属性的视频序列可以展现出良好的跟踪性能。

表 2 OTB100 上详细精确率得分  
Table 2 Detail precision score on OTB100

属性	Ours	ARCF	AutoTrack	BACF	DSST	KCF	SRDCF	STRCF	Staple
BC	<i>0.856</i>	0.820	0.758	<u>0.830</u>	0.704	0.713	0.748	<b>0.870</b>	0.684
DEF	<b>0.833</b>	<i>0.785</i>	0.737	0.773	0.547	0.691	0.723	<u>0.781</u>	0.644
FM	<u>0.783</u>	0.755	0.769	<i>0.808</i>	0.576	0.622	0.725	<b>0.810</b>	0.575
IPR	<i>0.802</i>	0.783	0.779	<u>0.795</u>	0.702	0.701	0.719	<b>0.825</b>	0.670
IV	<u>0.815</u>	0.793	0.784	<i>0.826</i>	0.722	0.724	0.757	<b>0.848</b>	0.685
LR	<u>0.741</u>	0.710	<b>0.763</b>	0.739	0.602	0.560	0.662	<i>0.758</i>	0.592
MB	<b>0.808</b>	0.750	0.759	<u>0.766</u>	0.575	0.601	0.714	<i>0.803</i>	0.571
OCC	<b>0.804</b>	0.738	0.728	<u>0.740</u>	0.601	0.632	0.710	<i>0.776</i>	0.628
OPR	<b>0.842</b>	0.777	0.759	<u>0.787</u>	0.659	0.677	0.743	<i>0.811</i>	0.640
OV	<b>0.784</b>	0.623	0.703	<u>0.765</u>	0.478	0.501	0.554	<u>0.735</u>	0.558
SV	<b>0.826</b>	0.762	0.746	<u>0.771</u>	0.644	0.635	0.739	<i>0.819</i>	0.665

注：粗体字代表排名第 1；斜体字代表排名第 2；下划线字代表排名第 3。

表 3 OTB100 上详细成功率得分  
Table 3 Detail success rate score on OTB100

属性	Ours	ARCF	AutoTrack	BACF	DSST	KCF	SRDCF	STRCF	Staple
BC	<i>0.655</i>	0.624	0.563	<u>0.625</u>	0.523	0.498	0.585	<b>0.665</b>	0.515
DEF	<b>0.612</b>	<i>0.590</i>	0.557	<u>0.581</u>	0.426	0.438	0.542	0.573	0.484
FM	<i>0.617</i>	0.582	0.594	<u>0.606</u>	0.461	0.459	0.574	<b>0.630</b>	0.459
IPR	<i>0.596</i>	0.572	0.560	<u>0.584</u>	0.508	0.469	0.533	<b>0.604</b>	0.493
IV	<i>0.650</i>	0.622	0.603	<u>0.642</u>	0.560	0.482	0.603	<b>0.662</b>	0.529
LR	<i>0.544</i>	0.503	<u>0.537</u>	0.530	0.395	0.307	0.497	<b>0.545</b>	0.390
MB	<b>0.643</b>	0.594	<u>0.600</u>	0.585	0.474	0.459	0.574	<i>0.628</i>	0.454
OCC	<b>0.617</b>	0.564	0.551	<u>0.574</u>	0.459	0.445	0.547	<i>0.595</i>	0.484
OPR	<b>0.628</b>	0.570	0.551	<u>0.584</u>	0.480	0.453	0.552	<i>0.604</i>	0.473
OV	<b>0.599</b>	0.479	0.533	<u>0.552</u>	0.386	0.393	0.434	<i>0.561</i>	0.430
SV	<b>0.625</b>	0.563	0.548	<u>0.575</u>	0.473	0.395	0.560	<i>0.611</i>	0.490

注：粗体字代表排名第 1；斜体字代表排名第 2；下划线字代表排名第 3。



图 6 各算法在 OTB100 中的跟踪效果  
Fig. 6 Tracking results of each algorithm on OTB100

<http://www.china-simulation.com>

(1) 背景杂乱(BC)和光照变化(IV)。背景杂乱是指目标所处背景区域中有相似背景的干扰；光照变化是指目标区域中当前帧与上一帧的颜色组成发生明显变化，二者都会影响跟踪效果。如图 6(a)所示，在夜间环境下，目标区域内的背景受到周围相似背景的扰乱，使得在第 13 帧时就呈现程度各异的偏位，唯有本文跟踪器可以精准捕捉到目标人物；在 Shaking 视频序列的第 57~67 帧中，灯光出现强烈放射，此时多数跟踪器已无法捕捉到目标人物，只有 STRCF 和本文模型能较好地克服光照变化，准确地捕捉对象。由于本文在异常感知方法中结合响应图的置信度和峰值共同评判是否出现异常，因此，本文算法对背景杂乱和光照变化的场景具有较高的适应性。

(2) 面外旋转(OPR)和目标变形(DEF)。面外旋转指因旋转动作而受到目标本身或临近物体遮挡；目标形变一般是指外观的改变。从图 6(b)可以看出，对于 David3 视频序列，从初始帧到第 119 帧，各算法均能准确定位目标；第 123~132 帧时，目标人物发生转身动作，同时伴随着形变的发生，DSST 和 KCF 首先出现漂移，二者由于没有做到实时更新模型所以只获取到目标的一部分；在第 138 帧时，由于 Staple 没有自适应空间正则项，当目标形变时未能及时调整背景区域的权重，也相继出现漂移；在第 159 帧以后，DSST 完全脱离目标中心产生了不可逆的目标漂移，导致跟踪彻底失败。而本文算法具备较优的异常感知能力，全程都能实现准确定位，证明本文算法在面外旋转和目标形变时的跟踪性能较稳定。

(3) 快速运动(FM)。目标在连续图像中移动大于 20 像素，会降低模板匹配分数，增加跟踪难度，尤其是边界效应会导致边界样本失真，所以很难应对快速运动的场景。如图 6(c)所示，在 Blurcar3 序列中，起初各算法都跟踪良好，在第 119 帧时，汽车突然加速导致 Staple 和 KCF 都相继丢失目标，但第 121 帧时 KCF 又找回目标中心，接下来的跟踪过程中，Staple 仍出现漂移现象。而

本文算法和 BACF 一直都能保持准确定位，是因为本文算法在训练阶段对滤波器使用较大的区域进行裁剪，并有效利用动态加权，很好地解决了边界效应问题，从而能适应快速运动的场景。

(4) 面内旋转(IPR)和尺度变化(SV)。面内旋转是目标在视野内部转动而造成的遮挡；尺度变化是指目标相对于跟踪器而言在空间上的远近变化而引起的尺度改变。从图 6(d)的 Vase 序列中能够看出，目标在第一次旋转时，大多数跟踪器都能锁定目标区域，而在第 74 帧时，BACF 由于目标的背景信息稍复杂，背景响应大于实际目标响应导致出现漂移。在第 129 帧时，KCF 经过目标旋转且伴随远近尺度的变化后，发生了无法逆转的目标漂移，这是因为 KCF 没有尺度更新，当目标由近及远时，大量的背景信息会被模型提取，当目标由远及近时，滤波器又会锁定目标局部信息无法继续完成跟踪。本文算法在空间正则化里融入了时间信息，将相邻两帧的滤波器紧密相连，很好地解决了滤波器过拟合问题，使得目标在旋转前后依然能稳定跟踪。

(5) 低分辨率(LR)。低分辨率条件下会导致特征提取不充分，如图 6(e)所示，Walking2 序列中，各算法在前 180 帧均能准确跟踪，在经历从第 187~230 帧的遮挡后，从第 234 帧开始，目标分辨率逐渐下降，因为 KCF 受到许多不可靠信息的影响，导致其跟踪框获取了更大的干扰背景，逐渐脱离目标区域。到第 415 帧时，DSST 和 BACF 算法的跟踪框出现轻微漂移，而本文算法全程都能适应低分辨率场景。

(6) 运动模糊(MB)。目标与摄影机之间发生较大的相对运动。从图 6(f)可以看出，在视频序列 Deer 中，由于目标动物在水中快速奔跑，其与摄像机产生了很大的相对运动，在第 25~34 帧之间出现了模糊画面，由于 KCF、DSST、Staple 和 BACF 未能对突变的模糊状态及时做出反应，导致跟踪框都先后移出了跟踪对象所处位置，直到第 44 帧时，全部算法的锁定区才回到目标中心。

本文算法采用动态时空信息, 能学习到更强的判别分类器, 因此, 在全程模糊画面下都能很好地定位目标。

(7) 遮挡(OCC)。目标遮挡会使跟踪器无法充分掌握跟踪对象的状态, 导致定位偏差或丢失。在图6(g)中, 依据FaceOcc1序列可以得出, 在第50~65帧时, 人物用书遮住了目标的下半部分, BACF的跟踪框有部分移出目标区域, 其他算法仍能实现跟踪任务; 当第486帧时, 目标被遮住了右半部分, 由于AutoTrack、BACF、DSST和Staple算法均未加入空间正则项, 无法对目标之外的不真实区域进行惩罚; 在第728帧时由于频繁地遮挡, AutoTrack的跟踪框仅部分捕捉目标, 直到最后都未恢复。而在反复遮挡后, 本文算法采用了响应图置信度及峰值相结合的预判手段, 能够在一定程度上避免算法因遮挡而丢失目标的问题, 因此, 所提算法可以稳定捕捉目标。

### 3.3 速度分析

9种算法在OTB100数据集上的平均跟踪速度如表4所示, 可以看出本文算法满足实时性跟踪需求。本文在基线算法基础上考虑了动态时空域特性, 增强异常感知能力, 虽然滤波器的训练时长增加, 但是本文算法能够具备较高的性能。结合定性分析实验数据, 本文算法在保证实时性的基础上还拥有较高精确率和成功率, 实用性较强。

表4 不同算法在OTB100数据集上平均跟踪速度

Table 4 Average tracking speed for each type of tracking algorithm on OTB100 (帧/s)			
算法	跟踪速度	算法	跟踪速度
Ours	29.04	BACF	34.89
STRCF	32.36	ARCF	30.78
DSST	93.09	Staple	65.59
SRDCF	6.89	AutoTrack	31.42
KCF	478.91		

## 4 结论

本文提出了一种动态时空异常感知目标跟踪

算法, 该算法设计了一个有效的跟踪异常感知因子来估计目标的状态, 并提出了动态时间异常感知正则化方法, 有效降低了复杂场景跟踪任务中滤波器退化的风险; 构造了动态空间正则化项, 充分利用视频相邻帧的空间域关联性, 提升了跟踪算法的适应能力。在模型优化过程中, 采用ADMM迭代求解, 降低了计算复杂度。在模型更新过程中, 分别对空间参考权重和目标模型进行更新以适应目标的变化。在OTB50、OTB100和TC128数据集上进行了验证, 证明了所提出的跟踪器具备较高的准确性和可靠性。在未来的工作中, 考虑引入稀疏采样策略并结合特征融合方法, 进一步提高算法的运行效率和跟踪性能, 以提高跟踪算法的实用性和准确性。

### 参考文献:

- [1] 孟晓燕, 段建民. 基于相关滤波的目标跟踪算法研究综述[J]. 北京工业大学学报, 2020, 46(12): 1393-1416.  
Meng Xiaoyan, Duan Jianmin. Advances in Correlation Filter-based Object Tracking Algorithms: A Review[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2020, 46(12): 1393-1416.
- [2] 张可, 杨灿坤, 周春平, 等. 无人机视频图像运动目标检测算法综述[J]. 液晶与显示, 2019, 34(1): 98-109.  
Zhang Ke, Yang Cankun, Zhou Chunping, et al. Review of Moving Target Detection Algorithms for UAV Video Images[J]. Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays, 2019, 34(1): 98-109.
- [3] 常立博, 杜慧敏, 毛智礼, 等. 面向视频监控的TLD改进目标跟踪算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(14): 191-198.  
Chang Libo, Du Huimin, Mao Zhili, et al. Research on TLD Improved Target Tracking Algorithm for Video Surveillance[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(14): 191-198.
- [4] Thulio G S Amorim, Leonardo A Souto, Tiago P Do Nascimento, et al. Multi-robot Sensor Fusion Target Tracking with Observation Constraints[J]. IEEE Access, 2021, 9: 52557-52568.
- [5] 刘艺, 李蒙蒙, 郑奇斌, 等. 视频目标跟踪算法综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(7): 1504-1515.  
Liu Yi, Li Mengmeng, Zheng Qibin, et al. Survey on Video Object Tracking Algorithms[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2022, 16

- (7): 1504-1515.
- [6] 孟球, 杨旭. 目标跟踪算法综述[J]. 自动化学报, 2019, 45(7): 1244-1260.  
Meng Lu, Yang Xu. A Survey of Object Tracking Algorithms[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(7): 1244-1260.
- [7] 柳有权, 裴雪, 李婉, 等. 基于邻近目标置信度评估的视觉目标跟踪与定位[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(7): 1294-1300.  
Liu Youquan, Pei Xue, Li Wan, et al. Visual Tracking and Localization Based on Confidence Evaluation of Adjacent Targets[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(7): 1294-1300.
- [8] 王科平, 朱鹏飞, 杨艺. 双重背景感知相关滤波算法[J]. 传感器与微系统, 2021, 40(5): 154-156, 160.  
Wang Keping, Zhu Pengfei, Yang Yi. Dual Background-aware Correlation Filtering Algorithm[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2021, 40(5): 154-156, 160.
- [9] 彭子通. 基于深度学习的抗遮挡目标跟踪技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.  
Peng Zitong. Anti-occlusion Object Tracking Based on Deep Learning[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2022.
- [10] Li Yang, Zhang Yafei, Xu Yulong, et al. Robust Scale Adaptive Kernel Correlation Filter Tracker with Hierarchical Convolutional Features[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(8): 1136-1140.
- [11] 张思贤, 杨艺, 张猛, 等. 高效的多特征自适应相关滤波跟踪器[J]. 系统仿真学报, 2022, 34(8): 1864-1873.  
Zhang Sixian, Yang Yi, Zhang Meng, et al. An Efficient Tracker via Multi-feature Adaptive Correlation Filter[J]. Journal of System Simulation, 2022, 34(8): 1864-1873.
- [12] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, et al. Visual Object Tracking Using Adaptive Correlation Filters[C]//2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [13] João F Henriques, Rui Caseiro, Pedro Martins, et al. High-speed Tracking with Kernelized Correlation Filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(3): 583-596.
- [14] Li Yang, Zhu Jianke. A Scale Adaptive Kernel Correlation Filter Tracker with Feature Integration[C]//Computer Vision-ECCV 2014 Workshops. Cham: Springer International Publishing, 2015: 254-265.
- [15] Martin Danelljan, Gustav Häger, Fahad Shahbaz Khan, et al. Accurate Scale Estimation for Robust Visual Tracking[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2014. [S.l.]: [s.n.], 2014: 65.1-65.11.
- [16] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2005: 886-893.
- [17] Martin Danelljan, Fahad Shahbaz Khan, Michael Felsberg, et al. Adaptive Color Attributes for Real-time Visual Tracking[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2014: 1090-1097.
- [18] Bertinetto L, Valmadre J, Golodetz S, et al. Staple: Complementary Learners for Real-time Tracking[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1401-1409.
- [19] Hamed Kiani Galoogahi, Terence Sim, Lucey S. Correlation Filters with Limited Boundaries[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 4630-4638.
- [20] Martin Danelljan, Gustav Häger, Fahad Shahbaz Khan, et al. Learning Spatially Regularized Correlation Filters for Visual Tracking[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 4310-4318.
- [21] Galoogahi H K, Ashton Fagg, Lucey S. Learning Background-aware Correlation Filters for Visual Tracking [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 1144-1152.
- [22] Dai Kenan, Wang Dong, Lu Huchuan, et al. Visual Tracking via Adaptive Spatially-regularized Correlation Filters[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 4665-4674.
- [23] Li Feng, Tian Cheng, Zuo Wangmeng, et al. Learning Spatial-temporal Regularized Correlation Filters for Visual Tracking[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2018: 4904-4913.
- [24] Wu Yi, Jongwoo Lim, Yang M H. Online Object Tracking: A Benchmark[C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 2411-2418.
- [25] Wu Yi, Jongwoo Lim, Yang M H. Object Tracking Benchmark[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1834-1848.
- [26] Liang Pengpeng, Blasch E, Ling Haibin. Encoding Color Information for Visual Tracking: Algorithms and Benchmark[J]. IEEE Transactions on Image Processing,

- 2015, 24(12): 5630-5644.
- [27] Li Yiming, Fu Changhong, Ding Fangqiang, et al. AutoTrack: Towards High-performance Visual Tracking for UAV with Automatic Spatio-temporal Regularization [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2020: 11920-11929.
- [28] Huang Ziyuan, Fu Changhong, Li Yiming, et al. Learning Aberrance Repressed Correlation Filters for Real-time UAV Tracking[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 2891-2900.