文章编号:1001-5078(2021)05-0668-07

·图像与信号处理·

基于局部相似的红外小目标跟踪算法

李鑫隆,艾斯卡尔·艾木都拉

(新疆大学信息科学与工程学院,新疆乌鲁木齐 830046)

摘 要:连续图片序列中的运动对象与其局部背景保持相对稳定。相邻图像序列的目标局部 灰度分布具有相似性。针对红外小目标跟踪杂波干扰与运动模糊问题,设计了基于局部相似 的目标增强方法,并提出一种基于局部相似和运动估计的跟踪算法。该算法根据目标的局部 相似性构建搜索空间,采用运动估计机制缩小搜索域,然后利用时空上下文学习跟踪算法产生 跟踪结果。实验表明,本文方法能够有效应对杂波干扰和运动模糊情况,实现红外小目标的稳 健跟踪,且具有较好的实时性。

关键词:图像处理;红外目标跟踪;时空上下文;局部相似性

中图分类号:TN911.73 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2021.05.021

Infrared dim-small target tracking algorithm based on local similarity

LI Xin-long, ASKAR Hamdulla

(College of Information Science and Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: The moving objects in the continuous picture sequence and their local background remain relatively stable. The local pixel distribution of the target between adjacent frames is similar. Aiming at the problem of clutter interference and motion blur in infrared small target tracking, a target enhancement method based on local similarity is designed, a tracking algorithm based on local similarity and motion estimation is proposed. The improved algorithm constructs the search space according to the local similarity of the target, uses the motion estimation mechanism to narrow the search area, and then uses the spatio-temporal context learning tracking algorithm to generate the tracking results. Experiments show that the method in this paper can effectively deal with clutter interference and motion blur, achieve robust tracking of small infrared targets, and has good real-time performance.

Keywords: image processing; small target tracking; spatio-temporal context; local similarity

1 引 言

红外图像的典型特点是分辨率较低,对比度较差。红外图像中的小目标视觉强度微弱,边界模糊, 跟踪时容易丢失。实际应用中对跟踪算法的精度要 求很高^[1-2]。相关文献中,红外小目标又被称为红 外弱小目标^[3]、小目标^[4]、红外点目标^[5],弱点目 标^[6]等。为避免累赘,本文统一使用小目标作为指 代。红外小目标跟踪算法主要划分有特征匹配,图

通讯作者:艾斯卡尔・艾木都拉(1972-),男,教授,博士生导师,主要从事语音识别与合成,模式识别与图像处理,自然 语言处理,信息检索与内容安全方向的研究。E-mail;askar@ xiu. edu. cn

收稿日期:2020-08-04;修订日期:2020-08-27

基金项目:国家自然科学基金地区科学基金项目(No. 61563049)资助。

作者简介:李鑫隆(1995-),男,硕士,研究方向为目标检测与跟踪。E-mail:15705879933@163.com

像滤波和目标建模三大方向。特征匹配是将目标分 解为局部特征的集合,根据特征点匹配实现跟踪,特 征方法的优点在于特征点在发生部分遮挡或者尺度 变化时仍能够被检测到。在视觉目标跟踪中, SIFT^[7]、FAST^[8]、BRISK^[9]等方法常被用于提取目 标的局部特征。滤波类方法将关注目标的运动特 性,将目标的状态变化纳入考虑,利用合适的滤波方 法提取目标位置。典型的有时空滤波^[10]、粒子滤波 (Particle filtering, PF)^[11-12]等。不足之处在于这些 方法对变化场景中的运动对象处理能力很差,实际 跟踪效果并不理想。建模类算法通常先建立跟踪对 象的理论模型,通过计算模型相似度估计目标位置, 如均值漂移法[13-14]、光流法[15-16]、模板匹配 法^[17-18]等。缺点在于对分布稳定性具有要求,跟踪 轮廓模糊的小目标时容易丢失。总而言之,以上算 法并不能够满足实际应用中红外探测系统的要求。

基于时空上下文(Spatial-Temporal Context, STC)学习的跟踪方法将对象的局部背景纳入算法 模型,具有稳定高效跟踪的优点。将该方法应用到 红外小目标跟踪时发现 STC 算法无法准确跟踪杂 波干扰的模糊对象。红外小目标像素面积小,和背 景对比差异小,跟踪时受边缘杂波干扰易导致跟踪 失败。针对小目标跟踪中的变化场景和模糊轮廓问 题,本文提出了一种基于小目标梯度分布的局部相 似度(Local Similarity Measure,LSM)特征。该特征 学习当前目标的梯度分布并在下一帧获取响应。 LSM 特征能够有效增强目标响应,降低边缘杂波干 扰。然后基于局部相似和运动估计,提出了本文的 跟踪框架。

2 时空上下文跟踪算法分析

2.1 STC 跟踪算法

STC 算法的实质是在搜索空间内计算目标似然 函数的响应,并将响应最高点确定为跟踪对象的中 心。引用文献[19]的部分内容描述 STC 算法的算 法流程。文中,目标的响应矩阵描述为:

$$c(x) = p(x \mid o) = \sum_{v(z) \in X^{c}} P(x \mid v(z), o) P(v(z) \mid o)$$
(1)

其中,X^c 表征目标邻域像素集合;v(z) 是目标邻域 内任意点z的坐标和像素值;o说明跟踪对象存在;x 表示跟踪对象某一像素;P(x | v(z),o) 描述了目标 像素分布与其邻域信息的整体关联;P(v(z) | o) 描 述了局部区域跟踪对象 o 存在时任意点 z 与 o 的关联。在当前帧,响应矩阵 c(x) 可表示为:

 $c(x) = b \cdot \exp(-(|(x - x^*)/\alpha|)^{\beta})$ (2) 式中, α,β 是公式参数,和对象的尺度和形状有关;b为归一化常数; x^* 代表已知目标的中心坐标。当前 帧,式(1) 中c(x) 和P(v(z) | o) 按照相应公式计算 获得,跟踪任务转化为上下文模型P(x | v(z), o) 的 构建问题,用 $ht^{sc}(x)$ 表示,由此可得:

 $F(h_{\iota}^{SC}(x)) = F(c(x)/F(P(v(z) \mid o)))$ 式中,F 表示傅里叶变换。

基于第 t 帧的上下文模型 $ht^{sc}(x)$,就可以计算 出(t +1) 帧的函数响应矩阵 $c_{t+1}(x)$, $c_{t+1}(x)$ 中响应 最高的坐标被认为跟踪到的对象。关于响应矩阵 c(x) 的详细计算,推导公式参考文献[20]。

2.2 "偏移"分析

普遍情况下,目标上下文的关联分布依赖颜色 通道或灰度特征描述。在灰度特征中,杂波干扰和 跟踪目标分布高度相似。当杂波和目标足够接近或 者目标轮廓足够模糊时,算法建立的上下文模型无 法区分杂波干扰导致偏移。红外小目标跟踪容错性 低,跟踪框的微小偏移就可能丢失目标。同时目标 和杂波相似性高导致建模过程中易受上下文区域的 杂波影响,产生偏移。由式(3)可知目标的上下文 模型仅与其分布算法有关。在使用时空上下文算法 跟踪红外小目标时,模糊轮廓和背景杂波混淆使得 跟踪算法产生偏移。由此分析,提升跟踪性能的关 键在于增强目标响应并抑制杂波干扰,提升目标与 杂波的区分度,避免偏移。因此本文的解决思路是 设计了一种使用梯度分布描述目标上下文信息的特 征算法。该特征能够显著降低干扰,增强目标强度, 有助于建立理想的目标模型,提升算法的抗干扰 能力。

3 本文算法

3.1 局部相似度(LSM)

本文设计的 LSM 特征通过对当前帧的目标区 域灰度梯度特性进行学习,产生相应的权值矩阵,再 利用权值矩阵在下一帧区域提取 LSM 特征。LSM 特征可表示如下:

$$LSM(x,t+1) = \lambda \beta(X) \cdot G(X) \cdot W(x^*,t)$$
(4)

LSM(*x*,*t*+1) 表示第(*t*+1) 帧点 *x* 处的特征响

应; λ 是归一化参数;G(X) 表示第(t + 1) 帧中点 X 处大小为d * d的邻域梯度矩阵,d为第t 帧跟踪目标 的直径均值。对于如图 1(a) 所示邻域矩阵 g(X), 根据公式(5)可以计算图 1(b) 所示的矩阵 G(X)的 每一个成员 G(x,y)的值:

$$G(x,y) = \begin{cases} X_{(f(x),f(y))} - X_{(x,y)}, |x| = |y| \\ X_{(f(x),f(y))} - X_{(x,y)}, |x| = 0, \text{or} |y| = 0 \\ 0, \text{else} \end{cases}$$
(5)

x _{-2,-2} x _{-2,-1} x _{-2,0} x _{-2,1} x _{-2,2}		x_1, _1=x_2, _2	0	x_1, 0, x_2, 0	0	$x_{-1, 1} - x_{-2, 1}$
$x_{-1,-2} x_{-1,-1} x_{-1,0} x_{-1,1} x_{-1,2}$		0	x _{0,0} =x=1,-1	$x_{0, 0} - x_{-1, 0}$	x _{0,0=} x_1,1	0
$x_{0,-2} x_{0,-1} x_{0,0} x_{0,1} x_{0,2}$	\Rightarrow	$x_{0, -1} - x_{0, -2}$	x _{0, 0} -x _{0, -1}	0 -	$x_{0, 0} - x_{0, 1}$	x _{0, 1} -x _{0, 2}
$x_{1,-2} x_{1,-1} x_{1,0} x_{1,1} x_{1,2}$		0	x _{0,0} -x _{1,-1}	$x_{0, 0} - x_{1, 0}$	x _{0,0} -x _{1,1}	0
$x_{2, -2} x_{2, -1} x_{2, 0} x_{2, 1} x_{2, 2}$		x _{1, -1} -x _{2, -2}	0	$x_{1, 0} - x_{2, 0}$	0	$x_{1, 1} - x_{2, 2}$
(a) (a) (a) (b) (b) (c) (c			(b)梯度	f矩阵G	(X)	



Fig. 1 Calculation diagram of neighborhood gradient matrix

X(x,y)是矩阵g(X)中对应坐标点的灰度f(t)表示如下:

$$f(t) = \begin{cases} t - 1, t > 0 \\ 0, t = 0 \\ t + 1, t < 0 \end{cases}$$
(6)

 $W(x^*,t)$ 表示第 t 帧目标 x^* 的目标权值矩阵。 该矩阵首先在第 t 帧图像点 x^* 的邻域产生邻域梯度 矩阵 $G(x^*)$,然后对每个方向上 R 个梯度值 G_1, G_2 , …, G_R 有如下公式计算梯度比例:

$$W_{n} = G_n / (\sum_{n \in (1, \cdots, R)} G_n)$$
(7)

即可得到相应的权值矩阵 *W*(*x*^{*},*t*),其中 *R* 为 目标半径;*β*(*X*) 是相似度衡量因子,表示如下:

$$\beta(X,t+1) = (1 - |\frac{\operatorname{gray}_{(t,x^*)} - \operatorname{gray}_{(t+1,X)}}{\operatorname{gray}_{(t,x^*)}}|) \cdot \left(\begin{array}{c} 1, D \leq 3R^2 \\ 0, 8, 9R^2 < D \leq \sqrt{18}R^2 \\ 0, 2, \sqrt{18}R \leq D \end{array} \right)$$

gray(*t*,*x*^{*}) 是第*t*帧*x*^{*} 处的灰度;*D* 是点*X*和 点*x*^{*} 的欧式距离;引入LSM,第*t*帧图像的上下文分 布概率可表示如下:

 $p(v(z) \mid o) = \text{LSM}(z,t)\omega_{\sigma}(z-x^*)$

 ω_{σ} 是一个高斯权重函数;x^{*} 是已知的对象坐标。图 2 显示了 LSM 响应三维图,其中(al)和(bl) 是处理之前的红外图像,(a2)和(b2)是对应图像的 三维显示,(a3)和(b3)相应的 LSM 特征响应。图 中目标位置已经用黑色边框标出。观察图 2 可以发 现,三维灰度图中红外小目标和背景的差异很小,难 以直观地区分。这是采用灰度特征作为上下文描述 符的 STC 算法容易受边缘杂波和模糊轮廓影响产 生偏移的原因。相反,在 LSM 特征响应图中,目标 和背景差异较大,具有很强的辨识度。引入 LSM 特 征可有效抑制杂波干扰。



671

3.2 运动估计

基于时空稳定性,在相邻的两帧间,小目标的位置变化不会很大。为了降低算法耗时,引入了运动估计机制。给定当前帧目标位置 x^* ,当前帧目标相对于前一帧目标位移 Δx ,跟踪框半径 R 以及运动估计因子 M。则跟踪算法搜索域可表示成点($x^* + \Delta x$)为中心的方形区域,区域边长为 2F。F 的计算公式,运动估计因子 M₁ 初始值以及更新公式表示如下:

$$F = M + k \cdot 2R \tag{10}$$

$$M_1 = 0.5 \cdot \max(h, w) - k \cdot 2R \tag{11}$$

$$M_{t+1} = \delta M_t + (1 - \delta) \left| \Delta x \right| \tag{12}$$

式中,k和δ是可调参数;h和w是第一帧图像的尺寸。采用该机制,能有效缩小图像搜索域,进而提升处理速度。

3.3 跟踪模型

在引入上述 LSM 特征结合运动估计提出了本 文方法,算法流程如下:

输入:待跟踪视频,初始标注框	
输出:图像序列跟踪框列表 T	
1:初始化,读入序列总长L,序列第一帧以及第一帧标注框坐标 x*i;	
根据公式(5)、(6)、(7)计算当前图像帧目标区域梯度权值 $W(x^*,1);$	
2) 根据权值 W(x*,1)和(4) 式构建当前帧 LSM 响应;	
3) 根据(2) 式对目标 x^*1 的邻域构造目标似然 $c(z)$;	
4)根据式(9)获取分布概率 P(v(z) o);	
5)根据式(3)计算上下文模型 h ₁ ^{sc} (z)。	
2: For $i = 2, 3, \dots, L$	
1)如下式更新 H_{t+1} ^{sc} , ρ 表示学习因子:	
$H_i^{SC}(x) = (1 - \rho) H_{i-1}^{SC}(x) + \rho h_{i-1}^{SC}$	(13)
2) 读入当前帧, 根据(10)(11) 式划分搜索域;	
3) 根据权值 W(x [*] ,i-1)和4式构建当前帧 LSM 响应 LSM(x,i);	
4)计算当前帧目标似然:	
$c_i(x) = F^{-1}(F(H_i^{SC}(x)) \cdot F(LSM(x,i)\omega_{\sigma}(x-x^*))))$	(14)
5) 获取图 $c_i(x)$ 响应值最大的点坐标构造当前图像跟踪框 x^*i ;	
6) 更新权值 $W(x^*,i)$, 计算目标位移 $(x_i^* - x_{i-1}^*)$, 并根据式(12) 更新运动估计因子 M_i ;	
7)根据式(2)(9)(3)计算当前帧上下文模型 h _i ^{SC} (z)。	
3:跟踪框列表:	
$T = (x_1^*, x_2^*, \dots, x_L^*)$	(15)

4 实验与结果分析

4.1 数据集和实验设置

对比实验在 VS2017 和 matlab 2017b 环境下进 行,计算机配置为 3.6 GHz Intel Core i7 CPU,8G 内 存。实验数据集由不同背景和目标特性的 4 段测试 视频序列组成,视频特性如表 1 所示。其中 Drone 序列来源于公开数据集^[21]。式(4)中归一化参数 设为 32,STC 算法参数参照文献[20]设为默认值, 运动估计因子式(10)中,k 设为 3,式(12)中学习因 子 δ 设为 0.5。

4.2 跟踪算法实验分析

法^[22],时空正则化相关滤波(Spatial – Temporal Regularized Correlation Filters, STRCF)跟踪算 法^[23],背景感知相关过滤(Background-Aware Correlation Filter, BACF)跟踪算法^[24],自动时空正则 化跟踪(Tracking with Automatic Spatio-Temporal Regularization, AutoTrack)算法^[25]进行对比分析。 采用CVPR 2013^[26]提出的基准工具 tracker_benchmark_v1.0比较跟踪算法的性能,结果如图 3 所 示。五种算法在本文视频序列的实验结果如图 4 所示。

算子(Efficient Convolution Operator, ECO)跟踪算

将本文方法和最新发表的4种方法:高效卷积 基于

基于 tracker_benchmark_v1.0 实验平台,使用该

实验平台的单次评估(one-pass evaluation, OPE)指标:成功图(Success Plot)和精确图(Precision Plot)对比实验性能。分析成功图(见图 3(a))可知,本文方法具有五种实验算法中最高的跟踪成功率,取平均重叠率(Average Overlap Rate, AOR)阈值为0.5,此时本文方法(实线)的成功率比次优的 ECO算法高约3%。分析精确图(见图 3(b)),在平均距离误差(Average Location Error, ALE)阈值小于5的阶段时,本文方法(点线)具有最高精确率。





表1 视频序列的不同特性

Tab. 1 Different characteristics of video sequences

序列	数量	图片尺寸	标注框尺寸	描述
Simulation	145	250 × 250	9×9	简单背景,清晰目标
Clouds	30	256 × 200	9×9	云层干扰,部分遮挡
Drone	106	256 × 256	4 × 4	复杂背景,微弱目标
Car	199	256 × 192	6 × 6	复杂背景,模糊目标

在图4的每个跟踪结果中利用目标区域的投影

分别给出了五种算法跟踪框和标注框(黑色虚线 框)的对比。Simulation 序列(见图 4(a))是一个仿 真合成序列,目标清晰,背景变化小。在该序列中五 种实验方法都能准确跟踪到目标。在 Clouds 序列 中(见图4(b)),第五帧(图4(b)#5)时目标被云层 部分遮挡,目标轮廓相对模糊。在该序列上,STRCF 算法和 BACF 算法发生了漂移,偏离了跟踪对象。 Car 序列(见图4(c))的特点是目标较模糊,背景干 扰较强。Drone 序列(见图 4(d))的特点是目标格 外微弱,与背景对比度较低。AutoTrack 算法(见图 4(c)#20,图4(d)#30)发生错误,偏移较大。在 Car 序列和 Drone 序列中, STRCF 算法(BACF 算法)的 问题是无法实现对目标尺度的准确估计,跟踪过程 中跟踪框退化为一个细小的白点(见图4(c)#140, 图 4(d) #90), 和实际标注情况不符合。从图 4 可以 看出,ECO 算法和本文方法跟踪过程比较稳定,能 够有效应对运动模糊和杂波干扰情况。





(b) 五种算法在Clouds 序列第5帧, 第10帧, 第25帧跟踪结果



(c)五种算法在Car 序列第20帧,第80帧,第140帧跟踪结果



Fig. 4 Track results of five algorithms

表2给出了五种算法在这四个视频序列上的跟

踪速度(加粗代表最优性能),以每秒能够跟踪的帧数(Frame Per Second, FPS)表示,最后一行是四个数据集的平均速度。由表2可知,本文方法具有五种算法中最优的处理速度,是次优的BACF算法的两倍,这是因为算法采用运动估计方法有效地降低了每一帧图像的搜索区域,从而提升了算法的处理速度。

表 2	五种算法跟踪速度
-----	----------

Tab. 2 Five algorithm tracking speed

S	FPS						
Sequence	AutoTrack	ECO	STRCF	BACF	Proposed		
Simulation/(f \cdot s ⁻¹)	68.4.	63.3	57.4	85.4	137.8		
Clouds/($f \cdot s^{-1}$)	65.3	33.2	53.7	63.9	144. 9		
$Car/(f \cdot s^{-1})$	42.6	68.4	58.8	87.7	199. 2		
Drone/($\mathbf{f} \cdot \mathbf{s}^{-1}$)	31.7	31.6	58.0	121.0	263.7		
Average/(f \cdot s ⁻¹)	46.5	49.1	57.0	89.5	186.4		

5 结 论

提出一种基于相似性的小目标增强方法处理红 外小目标跟踪过程中杂波干扰和运动模糊问题,提 升了小目标跟踪过程中算法抗干扰能力。采用运动 估计方法缩小跟踪算法的处理区域,提升了算法单 帧图像处理速度。将本文算法与多种现有跟踪算法 比较,实验表明,本文方法对杂波干扰环境下的模糊 红外小目标具备很强的跟踪能力和突出的实时处理 能力。但当小目标外观在短时间内发生较大变化 时,算法可能会丢失目标,接下来将在本文的基础 上,研究结合重检测机制的小目标跟踪问题。

参考文献:

- [1] Li Zh Zh, Dai Zh, Fu H X, et al. Dim moving target detection algorithm based on spatio-temporal classification sparse representation [J]. Infrared Physics & Technology, 2014,67:273-282.
- [2] Yan J H. 1 Real time UAV tracking of fast moving small target on ground[J]. Journal of Electronic Imaging, 2018, 27(5),053010:1-12.
- [3] Zhou Jiao, Xin Yunhong. Infrared dim small target detection based on saliency and scale-space[J]. Laser & Infrared, 2015, 45(4):452-456. (in Chinese)
 周姣,辛云宏. 基于显著性与尺度空间的红外弱小目标检测[J]. 激光与红外,2015,45(4):452-456.
- [4] Sa X, Yong M, Fan F, et al. Tracking small targets in infrared image sequences under complex environmental con-

ditions [J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 104:103102.

- [5] Pan Sh D, Zhao M, An B W, et al. Influence of velocity mismatch in infrared point target detection system based on time delay integration [J]. Acta Photonica Sinica, 2019,48(2):211002-0211002.
- [6] Lv P Y, Lin C Q. Dim point target enhancement and detection based on improved NL-means in complex background [C]//Ninth International Conference on Digital Image Processing. International Society for Optics and Photonics, 2017, 10420;252 – 262.
- [7] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004,60(2):91-110.
- [8] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection [C]//European Conference on Computer Vision, 2006;430 – 443.
- [9] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R. Brisk: binary robust invariant scalable keypoints [C]//Computer Vision-IC-CV,2011:2548-2555
- [10] Wei D Z, Huang Sh C, Xia X H, et al. Temporal-spatial fusion filtering algorithm for small Infrared target detection
 [J]. Infrared Technology, 2014, 36(11):905 908.
- [11] Ye Y S, Liu Sh F, Sun Q, et al. Application of improved particle filter algorithm in deep space infrared small target tracking [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43 (8): 1506-1512.
- [12] Wang L L, Xin Y H. A small IR target detection and tracking algorithm based on morphological and geneticparticle filter [J]. Acta Photonica Sinica, 2013, 42 (7): 849-856.
- [13] Cheng J, Yang J. Real-time infrared object tracking based on mean shift[M]. Progress in Pattern Recognition, Image Analysis and Applications, 2004.
- [14] Yang Yifan, Tian Yan, Yang Fan, et al. Tracking of infrared small-target based on improved Mean-Shift algorithm
 [J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(7):116 121. (in Chinese)
 杨一帆,田雁,杨帆,等. 基于改进 Mean-Shift 算法的红 外小目标跟踪[J]. 红外与激光工程, 2014(7): 116 121.
- [15] Liu L, Huang Zh J. Improved motion information-based infrared dim target tracking algorithms [J]. Infrared Physics & Technology, 2014, 67:341 – 349.
- [16] Qin Jian, Qian Weixian, Chen Qian. A detection algorithm

for dim and small infrared target based on the optical flow estimation and the adaptive background suppression [J]. Acta Photonica Sinica, 2011, 40(3): 476 – 482. (in Chinese)

秦剑,钱惟贤,陈钱.基于光流估计和自适应背景抑制的弱小目标检测[J].光子学报,2011,40(3):476-482.

- [17] Liu R M, Lu Y H, Gong Ch L, et al. Infrared point target detection with improved template matching [J]. Infrared Physics & Technology, 2012, 55(4):380 - 387.
- [18] Lamberti F, Sanna A, Paravati G. Improving robustness of infrared target tracking algorithms based on template matching[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2):1467 - 1480.
- [19] Qian K, Zhou H Z, Qin H L, et al. Infrared dim-small target tracking based on guide filter and Spatio-Temporal context learning[J]. Acta Photonica Sinica, 2015, 44(9): 910003 - 0910003.
- [20] Zhang K, Zhang L, Liu Q, et al. Fast visual tracking via dense Spatio-Temporal context learning [C]//Computer Vision-ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science, Springer, Cham 2014, 8693:127 - 141.
- [21] Hui Bingwei, Song Zhiyong, Fan Hongqi, et al. A dataset for dim-small target detection and tracking of aircraft in infrared image sequences [J/OL]. V1. Science Data

Bank. http://www. dx. doi. org/10. 11922/sciencedb. 902. (2019 - 10 - 28). (in Chinese)

回丙伟,宋志勇,范红旗,等.地/空背景下红外图像弱 小飞机目标检测跟踪数据集[J/OL].V1.Science Data Bank. http://www.dx.doi.org/10.11922/sciencedb. 902.(2019-10-28).

- [22] M Danelljan, G Bhat, F Khan, et al. ECO: efficient convolution operators for tracking [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Honolulu, HI, USA, 2017:6931-6939.
- [23] F L, C T, W Z, et al. Learning spatial-temporal regularized correlation filters for visual tracking [C]//2018 IEEE/ CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, 2018:4904 - 4913.
- [24] Zhang Z, Liang X, Li C. Adaptively learning backgroundaware correlation filter for visual tracking[C]//Image and Graphics Technologies and Applications, IGTA 2018.
- [25] Li Y M, Fu Ch H, Ding F Q, et al. Autotrack: towards high-performance visual tracking for UAV with automatic spatio-temporal regularization [C]//2020 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR),2020.
- [26] Wu Y, Lim J, Yang M H. Online object tracking: a benchmark [C]//Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE,2013.