

引用格式:刘伟,黄山. 结合正样本集的核相关滤波跟踪算法[J]. 电光与控制,2018,25(12):45-48,67. LIU W, HUANG S. A KCF tracking algorithm combined with positive sample set[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(12):45-48, 67.

结合正样本集的核相关滤波跟踪算法

刘伟, 黄山
(四川大学, 成都 610065)

摘要: 针对核相关滤波(KCF)跟踪算法没有遮挡检测机制以及学习率固定的问题,提出了一种结合正样本集的核相关滤波跟踪算法。通过计算正样本集与待测样本集的相似度来建立目标遮挡判断机制,提高了算法的抗遮挡能力。在模型更新方面,采用了多段学习率的参数更新方式,提高了目标模型的准确性。实验结果表明,该算法与KCF跟踪算法比较,跟踪精度有明显提升。

关键词: 目标跟踪; 核相关滤波; 遮挡; 正样本集; 多段学习率

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.12.010

A KCF Tracking Algorithm Combined with Positive Sample Set

LIU Wei, HUANG Shan
(Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: The Kernelized Correlation Filtering (KCF) tracking algorithm has no occlusion detection mechanism, and has a fixed learning rate. To solve the problems, a KCF tracking algorithm combined with the positive sample set is proposed. The mechanism determining target occlusion is set up by calculating the similarity between the positive sample set and the sample set to be tested, and thus the anti-occlusion ability of the algorithm is improved. As to parameter updating, the method of multi-step learning rate is adopted, which improves the accuracy of the target model. Experimental results show that, compared with that of the KCF tracking algorithm, the tracking accuracy of the proposed method is obviously improved.

Key words: target tracking; kernelized correlation filter; occlusion; positive sample set; multi-step learning rate

0 引言

目标跟踪技术是计算机视觉领域的重要研究课题,其在智能视频监控、人机交互、机器人视觉导航、虚拟现实以及医学诊断等诸多方面均有广泛的应用前景^[1-3]。但在实际的场景中,视频中的噪声、目标尺度变化、目标形变、遮挡、光照变化等问题的存在,会严重影响目标跟踪的准确性,设计一个具有精确性、快速性的目标跟踪算法仍然是非常困难的。为解决这些问题,各种跟踪算法相继被提出。目标跟踪算法通常可分为生成式和判别式^[4]两类。其中,生成式跟踪算法是不断地去搜索与目标最相似的区域,不依赖目标模型。如文献[5]提出的时空上下文视觉跟踪(Fast Tracking via Spatio-Temporal Context Learning, STC)算法,该算法通过贝叶斯框架对要跟踪的目标及其局部上下文区域的时空

关系进行建模,得到目标和其周围区域低级特征的统计相关性。然后综合这个时空关系和生物视觉系统来评估新的一帧中目标出现位置的置信图,置信最大的位置就是所得到的新的一帧的目标位置。判别式跟踪算法是将跟踪过程看作一个分类问题,通过已有的视频序列在线或离线训练分类器,再用训练好的分类器计算下一帧目标位置。文献[6]提出的一种最小平方误差和输出(Minimum Output Sum of Squared Error, MOSSE)跟踪算法,首次将相关滤波应用到目标跟踪领域并取得了很好的效果;文献[7]提出基于核循环结构检测(Circulant Structure of Tracking-by-Detection with Kernels, CSK)跟踪算法,创新地采用了循环结构编码密集采样并用核方法训练正则化最小二乘非线性分类器;之后文献[8]在核相关滤波(Kernelized Correlation Filter, KCF)跟踪算法中使用梯度方向直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)特征对CSK进行改进。

KCF跟踪算法没有检测目标遮挡的机制,所以无法应对目标严重遮挡的问题;模型更新的学习参数固定,缺乏适应性较强的模型更新策略等。为解决上述

收稿日期:2018-01-02 修回日期:2018-02-08

作者简介:刘伟(1993—),男,四川达州人,硕士生,研究方向为视频目标跟踪。

问题,提出了结合正样本集的核相关滤波算法。

1 核相关滤波 (KCF) 跟踪算法

KCF 跟踪算法的核心思想^[8-9]是利用循环移位进行密集采样得到正、负样本。使用脊回归来训练分类器,并利用循环矩阵在傅里叶空间可对角化的性质将矩阵的运算转化为元素的点乘,大大降低了算法的运算量,提高了实时性。

1.1 循环矩阵

循环矩阵是由目标图像块进行循环移位得到的正、负样本组成的矩阵。其中循环移位操作的变换矩阵为

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1)$$

通过 n 次移位可以再次得到原来的信号,是一个循环的过程,因此可以计算出一个循环移位的全集为

$$\{\mathbf{P}^u \mathbf{x} \mid u = 0, 1, \dots, n-1\} \quad (2)$$

式中: \mathbf{x} 为感兴趣的图像块,为叙述简便,以单通道、一维图像说明,即 \mathbf{x} 为 $n \times 1$ 的向量; u 表示循环移位的次数。将循环移位的全集写成矩阵形式即循环矩阵 \mathbf{X} , 为

$$\mathbf{X} = \mathbf{C}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \cdots & x_n \\ x_n & x_1 & x_2 & \cdots & x_{n-1} \\ x_{n-1} & x_n & x_1 & \cdots & x_{n-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_2 & x_3 & x_4 & \cdots & x_1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

循环矩阵有一个很好的性质,即任意循环矩阵经过傅里叶变换后都是对角矩阵。循环矩阵可以表示为

$$\mathbf{X} = \mathbf{F} \text{diag}(\hat{\mathbf{x}}) \mathbf{F}^H \quad (4)$$

式中: \mathbf{F} 为不依赖于 \mathbf{x} 的常量矩阵; $\hat{\mathbf{x}}$ 为向量 \mathbf{x} 的 DFT 变换; \mathbf{F}^H 为 \mathbf{F} 的共轭转置。

1.2 脊回归模型分类器

相关滤波目标跟踪算法采用脊回归来训练分类器。对所有的训练样本 \mathbf{X} 和期望输出 \mathbf{Y} 通过优化目标函数

$$\min_{\mathbf{w}} \left(\sum_i (f(x_i) - y_i)^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2 \right), \quad (5)$$

可求得分类器权重为

$$\mathbf{w} = (\mathbf{X}^H \mathbf{X} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{X}^H \mathbf{Y} \quad (6)$$

式中: f 为分类器函数; x_i 和 y_i 分别是第 i 个训练样本和对应的输出; λ 为正则化参数防止过拟合。

将 \mathbf{w} 映射到多维空间中,即 $\mathbf{w} = \sum_i a_i \boldsymbol{\varphi}(x_i)$, 其中, a_i 为系数, $\boldsymbol{\varphi}(x_i)$ 为映射函数,利用核技术可得

$$\mathbf{a} = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{Y} \quad (7)$$

式中: \mathbf{I} 是单位矩阵; \mathbf{K} 为核矩阵,其形式为 $\mathbf{K}_{ij} = k(x_i,$

$x_j) = \langle \boldsymbol{\varphi}^T(x_i), \boldsymbol{\varphi}(x_j) \rangle$, \langle, \rangle 为点积运算, k 为核函数。将式(7)变换到傅里叶频域可得

$$\hat{\mathbf{a}} = \frac{\hat{\mathbf{y}}}{\hat{\mathbf{k}}^{\mathbf{x}} + \lambda} \quad (8)$$

式中: $\hat{\mathbf{k}}^{\mathbf{x}}$ 是向量 \mathbf{x} 之间的核相关向量; $\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{y}}$ 分别表示 \mathbf{a}, \mathbf{y} 的 DFT 变换。

1.3 分类器的快速检测

利用线性分类器检测输入图像 z 求得其响应,其方程可写为 $f(z) = \mathbf{w}^T z$ 。利用核函数进行映射,则方程为

$$f(z) = \mathbf{w}^T z = \sum_{i=1} a_i k(z, x_i) \quad (9)$$

式中, x_i 为训练样本。利用循环矩阵性质及核技术,可简化计算得到

$$f(\mathbf{Z}) = \mathbf{F}^{-1} (\hat{\mathbf{k}}^{\mathbf{z}} \odot \hat{\mathbf{a}}) \quad (10)$$

式中: \mathbf{F}^{-1} 表示傅里叶逆变换; \odot 为点乘运算。然后查找所有测试样本响应 $f(\mathbf{Z})$ 的最大响应位置作为目标的预测位置 $p_{\text{pre}} p_{\text{pos}}$ 。

1.4 参数更新

参数更新包括目标模型 $\hat{\mathbf{x}}^n$ 的更新以及分类器参数 $\hat{\mathbf{a}}^n$ 的更新,采用线性插值法来更新参数

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}^n = (1 - \gamma) \hat{\mathbf{x}}^{n-1} + \gamma \hat{\mathbf{z}}^n \\ \hat{\mathbf{a}}^n = (1 - \gamma) \hat{\mathbf{a}}^{n-1} + \gamma \hat{\mathbf{a}}^n \end{cases} \quad (11)$$

式中: n 为当前帧的序号; $\hat{\mathbf{x}}^n$ 为第 n 帧预测位置的目标模型; $\hat{\mathbf{a}}^n$ 为第 n 帧预测位置的训练样本得到的分类器参数; $\hat{\mathbf{z}}^n$ 为第 n 帧目标对象的 DFT 变换; γ 为学习率。

2 结合正样本集的核相关滤波跟踪算法

2.1 正样本集的建立

正样本集就是在跟踪过程中采集到的正样本的一个集合,正样本集定义为

$$\mathbf{P}_s = \{pos_{s_i} \mid i = 1, 2, \dots, n\} \quad (12)$$

式中: \mathbf{P}_s 为正样本集; pos_{s_i} 为正样本集中的正样本。

以每次通过式(10)求得的目标预测位置为中心进行 3×3 的采样,采样框的大小为初始目标框的大小 $x \times y$,将得到 9 个待测样本,测试样本定义为

$$\mathbf{T}_s = \{test_{s_j} \mid j = 1, 2, \dots, 9\} \quad (13)$$

式中: \mathbf{T}_s 为测试样本集; $test_{s_j}$ 为测试样本集中的测试样本。

利用归一化互相关 (Normalized Cross Correlation, NCC) 算法^[10-11]对正样本集中的正样本与待测样本集中的待测样本进行相似度计算,来判断待测样本是否为正样本, NCC 算式为

$$S_{\text{score}}(i, j) = \frac{\sum_{x,y} N_i \odot M_j}{\sqrt{\sum_{x,y} (N_i \odot N_i) \sum_{x,y} (M_j \odot M_j)}} \quad (14)$$

式中: $S_{\text{score}}(i, j)$ 表示正样本集的第 i 个正样本与待测

样本集的第 j 个待测样本的相似度, S_{score} 为 $n \times 9$ 的矩阵; \sum 表示矩阵的每个元素的累加和; \odot 表示点乘运算。 N_i 和 M_j 分别定义为

$$\begin{cases} N_i = pos_s_i - \overline{pos_s_i} \\ M_j = test_s_j - \overline{test_s_j} \end{cases} \quad (15)$$

式中, $\overline{pos_s_i}$ 为构成第 i 个正样本的矩阵的平均值, $\overline{test_s_j}$ 同理。

通过式(14)可以得到正样本集与待测样本集的相似度矩阵 S_{score} , 计算相似度矩阵 S_{score} 中的最大值 \max_S_{score} 及相应的测试样本 $t_{test_s_max}$, 即

$$\max_S_{score} = \max(S_{score}) \quad (16)$$

当 \max_S_{score} 的值大于 0.85 时, 将相应的测试样本加入正样本集中, 即

$$\begin{cases} t_{test_s_max} \in P_s & \beta > 0.85 \\ t_{test_s_max} \notin P_s & \beta \leq 0.85 \end{cases} \quad (17)$$

如果 \max_S_{score} 大于 0.75, 将测试样本 $t_{test_s_max}$ 在原图中对应的位置作为目标最终的预测位置 P_{pos} , 否则目标最终的预测位置 P_{pos} 就为 $P_{pre} - P_{pos} \odot$ 。

2.2 遮挡判断及参数更新

从上文计算可以得到相似度矩阵中的最大值 \max_S_{score} , 当 $\max_S_{score} > 0.85$ 时, 目标未遮挡; 当 $0.75 < \max_S_{score} \leq 0.85$ 时, 目标有少部分遮挡; 当 $0.65 < \max_S_{score} \leq 0.75$ 时, 目标有部分遮挡; 当 $\max_S_{score} \leq 0.65$ 时, 目标有严重遮挡。对于学习率参数, 根据目标被遮挡的情况可以分为 4 段, 即

$$\gamma = \begin{cases} 0.1 & \beta > 0.85 \\ 0.02 & 0.85 \geq \beta > 0.75 \\ 0.01 & 0.75 \geq \beta > 0.65 \\ 0 & \beta \leq 0.65 \end{cases} \quad (18)$$

2.3 算法流程

结合上文的算法改进分析, 在 KCF 跟踪算法的基础上, 本文所提出的跟踪算法流程如图 1 所示。

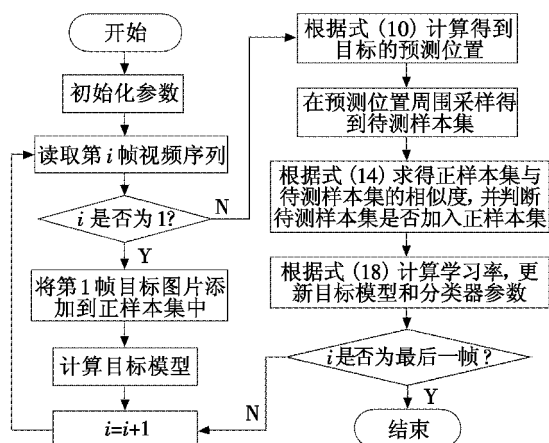


图 1 跟踪算法流程图

Fig. 1 Flow chart of the tracking algorithm

3 实验结果与分析

3.1 跟踪效果展示

实验的硬件环境为 Intel 酷睿 i5 3210M 2.5 GHz CPU, 8 GiB RAM; 软件环境为 Matlab2015a。下面展示了视频 1(分辨率像素大小为 640×480 , 共 250 帧)、视频 2(分辨率像素大小为 352×288 , 共 307 帧)。跟踪结果如图 2、图 3 所示。

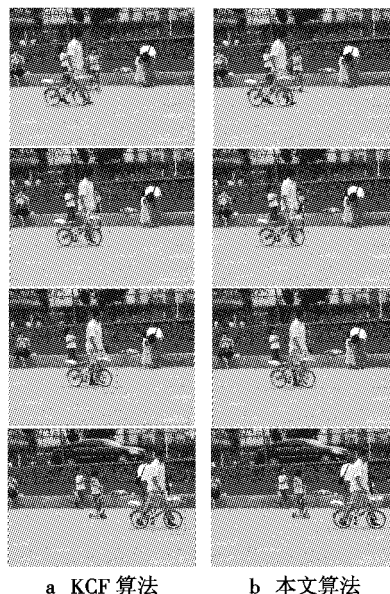


图 2 视频 1 跟踪结果

Fig. 2 Tracking results of Video 1



图 3 视频 2 跟踪结果

Fig. 3 Tracking results of Video 2

3.2 跟踪结果分析

3.2.1 跟踪准确度分析

利用跟踪目标的中心位置的坐标与实际位置中心

坐标的差的绝对值,作为跟踪结果准确性的度量方法。实验对视频1和视频2的跟踪位置的横、纵坐标进行了分析,如图4、图5所示。

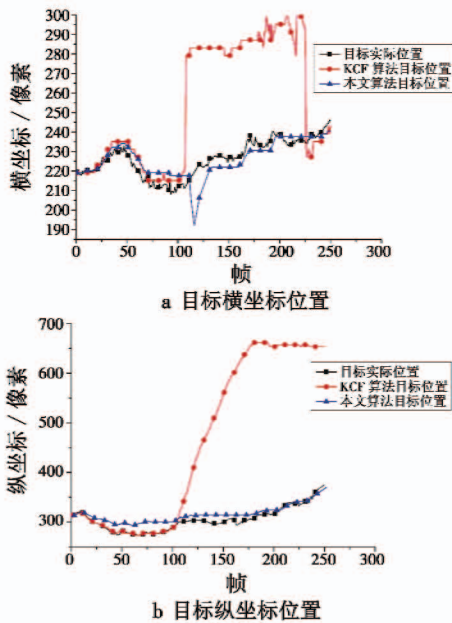


图4 视频1跟踪位置曲线图

Fig. 4 Tracking position curve of Video 1

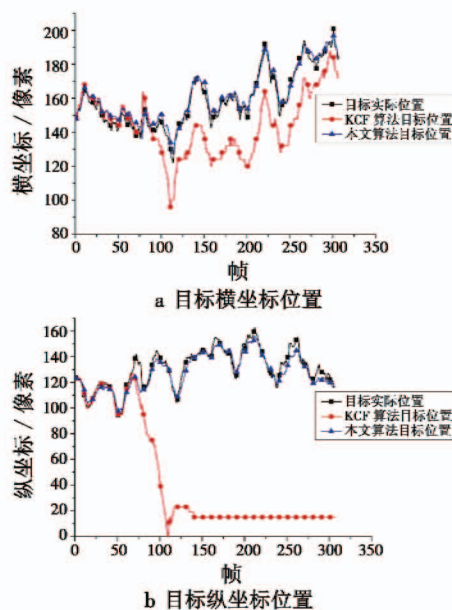


图5 视频2跟踪位置曲线图

Fig. 5 Tracking position curve of Video 2

图4与图5分别展示了2个视频在KCF算法与本文算法下目标横纵坐标与实际横纵坐标位置曲线。在图4中的第110帧和图5中的第65帧附近,目标被遮挡,KCF算法发生了严重的漂移,跟踪位置远离了目标。而本文算法在目标发生遮挡后,有小幅度的漂移,但目标再次出现时,能够迅速地再次跟踪上目标。对于视频1,KCF算法得出的跟踪结果与目标实际位置平均偏差

(29,154)像素,而本文算法的平均偏差为(4.5,11.2)像素;对于视频2,平均偏差分别为(17.5,86.1),(2.8,3.9)像素。

3.2.2 算法实时性分析

两种算法的跟踪速度见表1。

表1 跟踪速度

Table 1 Tracking speed

视频	初始目标像素尺寸 (宽×高)	本文算法/ (帧·s ⁻¹)	KCF算法/ (帧·s ⁻¹)
视频1	48×169	38	70
视频2	25×101	60	143

跟踪速度是由帧数与跟踪时长的比值定义的。可以发现KCF算法的跟踪速度都大于本文算法的跟踪速度,虽然本文算法的跟踪速度有所降低,但是没有影响到视觉的流畅性,仍能满足实时性的要求。

4 结束语

本文提出了建立正样本集,利用正样本集与待测样本集的相似度来建立目标遮挡的判断机制,有效地减少了把遮挡物当作目标的情况,并且采用了多段学习率的更新方式,提高了模型的准确性。本文算法的不足之处是:目标尺度不能自适应以及对目标严重形变的鲁棒性不好,这些都是下一步的研究重点。

参考文献

- [1] SMEULDERS A W M, CHU D M, CUCCHIARA R, et al. Visual tracking: an experimental survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(7):1442-1468.
- [2] JOSHI K A, THAKORE D G. A survey on moving object detection and tracking in video surveillance system[J]. International Journal of Soft Computing and Engineering, 2012, 2(3):44-48.
- [3] 高文,朱明,贺柏根,等.目标跟踪技术综述[J].中国光学,2014,7(3):365-375.
- [4] LEI Y, DING X Q, WANG S J. Visual tracker using sequential Bayesian learning: discriminative, generative, and hybrid[J]. IEEE Transactions on Systems, Man & Cybernetics, Part B (Cybernetics), 2008, 38(6):1578-1591.
- [5] ZHANG K H, ZHANG L, LIU Q S, et al. Fast visual tracking via dense spatio-temporal context learning[C]//European Conference on Computer Vision, 2014:127-141.
- [6] BOLME D S, BEVERIDGE J R, DRAPER B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters [C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010:2544-2550.

(下转第67页)

强度值趋于稳定,最终系统锁定目标卫星。

5 结束语

本文研究了目前动中通识别跟踪系统的实现方案,根据动中通系统实际工作场景,提出了双源卫星识别跟踪系统的设计方案,利用信标信号频带窄、强度弱,而卫星电视信号频带宽、强度强的特点,用卫星信标信号识别卫星,用卫星电视信号跟踪卫星,完成了系统的软硬件设计和系统功能测试,解决了当前动中通卫星信号识别跟踪系统通用性差、设计复杂的问题。该方案设计简单,易于实现,可快速响应卫星信号强度的变化,指示测控系统调整天线波束指向,能够保证通信链路实时畅通。

参考文献

- [1] 张滨,张峰干,任嘉伟,等.基于 I²C 总线的卫星接收机信号检测研究[J].中国有线电视,2009(2):149-152.
 - [2] 赵海军.低成本车载相控阵动中通天线跟踪技术[D].合肥:合肥工业大学,2015.
 - [3] 黄文浩.车载卫星电视接收系统的设计与工程实现[D].南京:南京理工大学,2012.
 - [4] 志英.美国军用卫星动中通天线的新发展[J].卫星与网络,2011(10):42-43.
 - [5] 张滨,张峰干,蔡国新,等.卫星信号检测[J].中国有线电视,2009(1):29-31.
 - [6] 李学军.基于 DVB-S 的“动中通”卫星信号检测系统[J].计算机光盘软件与应用,2014(9):275-276.
 - [7] 吴志宏,翟成瑞,王红亮.基于单片机的信标机系统设计[J].电视技术,2013,37(15):44-47.
 - [8] 志英.美国军用卫星动中通天线的新发展[J].卫星与网络,2011(10):42-43.
 - [9] 范强.机载卫星天线自动跟踪系统控制技术研究[D].北京:北京理工大学,2016.
 - [10] 蔡阿宁.车载天线移动通讯系统捕获跟踪技术[D].西安:西安电子科技大学,2007.
 - [11] 张冬辰,周吉.军事通信:信息化战争的神经系统[M].2版.北京:国防工业出版社,2008.
 - [12] 郝路瑶,赵建勋,苏刚.“动中通”稳定与跟踪技术[J].雷达与对抗,2006(2):48-51.
 - [13] 王海,秦顺友,陈辉.用频谱仪测量卫星信标 EIRP 及误差分析[J].河北省科学院学报,2016,33(1):22-26.
 - [14] 刘希龙.论船载卫星“动中通”跟踪系统[J].中国新通信,2014(2):65.
 - [15] SeaTel Company. Cobham Sea Tel 100 TV [EB/OL]. [2017-12-13]. <http://www.seatel.biz/product/cobham-sea-tel-100-tv>.
 - [16] KVH Company. TV-series; TracVision TV8 [EB/OL]. [2017-12-13]. <http://www.kvh.com/Leisure/Marine-Systems/Television/TV-series/TracVision-TV8.aspx>.
 - [17] 星展测控科技股份有限公司. K60 0.6 米 Ku 波段船用天线 [EB/OL]. [2017-12-13]. <https://www.china.cn>.
 - [18] 星网宇达科技股份有限公司. S120Ku 波段船载动中通 [EB/OL]. [2017-12-13]. <http://www.starneto.com>.
 - [19] 李长勇,闰英敏,靳英卫.基于单片机的卫星识别系统设计及实现[J].微计算机信息,2008,24(17):95-96.
 - [20] 常力,杨育红,曲保章.卫星信号频偏检测方法研究[J].无线电工程,2003,33(2):62-64.
-
- (上接第 48 页)
- [7] 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, 2012:702-715.
 - [8] HENRIQUES J F, CASEIRO R, MARTINS P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 37(3):583-596.
 - [9] 刘志强.基于核相关滤波的高速目标跟踪算法研究与系统实现[D].西安:西安电子科技大学,2015.
 - [10] BRIECHLE K, HANEBECK U D. Template matching using fast normalized cross correlation[C]//Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering, 2001:1-8.
 - [11] LEWIS J P. Fast normalized cross-correlation[J]. Circuits, Systems and Signal Processing, 1995, 82(2):144-156.