

# 控制与决策

Control and Decision

## 抗遮挡与尺度自适应的改进KCF跟踪算法

陈志旺, 王航, 刘旺, 宋娟, 彭勇

引用本文:

陈志旺, 王航, 刘旺, 等. 抗遮挡与尺度自适应的改进KCF跟踪算法[J]. *控制与决策*, 2021, 36(2): 457–462.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0394>

---

## 您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

### 尺度自适应的多特征融合相关滤波目标跟踪算法

Scale adaptation and multi-feature fusion correlation filtering object tracking algorithm

控制与决策. 2021, 36(2): 429–435 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0445>

### Anchor-free的尺度自适应行人检测算法

Anchor-free scale adaptive pedestrian detection algorithm

控制与决策. 2021, 36(2): 295–302 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0124>

### 基于仿生算法改进粒子滤波的SLAM算法精度预测

Accuracy prediction of SLAM algorithm based on bionic algorithm to improve particle filter

控制与决策. 2021, 36(1): 166–172 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0555>

### 复杂背景下全景视频运动小目标检测算法

Panoramic video motion small target detection algorithm in complex background

控制与决策. 2021, 36(1): 249–256 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0686>

### 基于稀疏度阶数优化的杂波密度估计算法

A clutter density estimation algorithm by optimized sparsity order

控制与决策. 2020, 35(12): 2923–2930 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0429>

# 抗遮挡与尺度自适应的改进KCF跟踪算法

陈志旺<sup>1,2†</sup>, 王航<sup>1,2</sup>, 刘旺<sup>1,2</sup>, 宋娟<sup>3</sup>, 彭勇<sup>4</sup>

- (1. 燕山大学工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;
2. 燕山大学国家冷轧板带装备及工艺工程技术研究中心, 河北 秦皇岛 066004;
3. 国网黑龙江省电力有限公司佳木斯供电公司, 黑龙江 佳木斯 154002;
4. 燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

**摘要:** 核相关滤波(kernel correlation filter, KCF)目标跟踪算法在目标发生尺度变化或受长时间遮挡时无法实现准确跟踪. 对此, 提出一种融合窗口滤波的抗遮挡尺度自适应的目标跟踪算法. 首先, 利用快速尺度估计对跟踪目标进行尺度变换; 然后, 当检测到目标受到遮挡时停止对分类器模型的更新, 融合加权窗口滤波器对目标位置进行预测, 并利用预测信息修正目标跟踪区域; 最后, 将所提出算法移植到DJI Guidance视觉平台上并为其设计跟踪实验. 实验结果表明, 该算法能够有效解决目标尺度变化与目标受遮挡等跟踪问题.

**关键词:** 核相关滤波; 尺度自适应; 抗遮挡; 加权窗口滤波; Guidance

中图分类号: TP391

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.0394

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



**引用格式:** 陈志旺, 王航, 刘旺, 等. 抗遮挡与尺度自适应的改进 KCF 跟踪算法[J]. 控制与决策, 2021, 36(2): 457-462.

## Improved KCF tracking algorithm based on anti-occlusion and scale transformation

CHEN Zhi-wang<sup>1,2†</sup>, WANG Hang<sup>1,2</sup>, LIU Wang<sup>1,2</sup>, SONG Juan<sup>3</sup>, PENG Yong<sup>4</sup>

- (1. Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China;
2. National Engineering Research Center for Equipment and Technology of Cold Strip Rolling, Qinhuangdao 066004, China;
3. Jiamusi Electric Power Company, State Grid Heilongjiang Electric Power Co., Ltd, Jiamusi 154002, China;
4. School of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

**Abstract:** The kernel correlation filter (KCF) target tracking algorithm can not be effectively applied when the scale of the target changes or the target is occluded for a long time. Therefore, this paper proposes an improved KCF tracking algorithm based on anti-occlusion with fused window filtering and scale transformation. Firstly, the tracking target scale transformation is used to estimate the scale of target fastly. Then, when the target is occluded, the update of the classifier model is stopped, then the weighted window filter is used to predict the target position for the target tracking area. Finally, the algorithm is transplanted to DJI Guidance vision platform, and the experimental results show it can effectively solve the problem of target scale transformation and target occlusion.

**Keywords:** kernel correlation filter; scale transformation; anti-occlusion; weighted window filter; Guidance

## 0 引言

目标跟踪技术一直是计算机视觉研究领域中的重要分支, 在军事侦察、精确制导、视觉导航以及医疗图像等诸多领域都有着广泛的应用<sup>[1]</sup>. 尽管目标跟踪在近些年取得了很大发展, 但仍存在许多有待解决的问题, 如光照变化、尺度变化、目标形变、快速运动等.

近年来, 目标跟踪方法中的判别模型法<sup>[2-3]</sup>因其高速性和准确性较生成模型法<sup>[4-5]</sup>发展更加迅速. 基

于相关滤波的跟踪算法是判别模型法中较为主流的方法. Bolme等<sup>[6]</sup>首次将相关滤波方法引入跟踪领域, 提出了一种最小平方误差输出和(minimum output sum of squared error, MOSSE)滤波器, 在跟踪实时性和准确性上取得了较好的结果. Henriques等<sup>[7]</sup>提出的核相关滤波KCF目标跟踪算法使用方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)特征代替图像像素信息, 并将特征样本进行循环移位以形成大

收稿日期: 2019-04-02; 修回日期: 2019-10-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61573305).

责任编辑: 李少远.

†通讯作者. E-mail: czwaaron@ysu.edu.cn.

量样本,通过引入高斯核函数将低维不可分的特征信息转换为高维可分,从而便于计算特征相关性,样本分类器的训练与新样本检测过程利用离散傅里叶变换和循环矩阵的性质可以降低运算维度,提高算法的快速性。

目标跟踪过程中,由于目标尺度变化的因素影响,使算法精度大大下降。Danelljan等<sup>[8]</sup>提出基于尺度金字塔的核相关滤波算法,通过引入颜色空间特征,设置多级尺度快速估计目标大小,提升了跟踪器的运行速度和精确度。Li等<sup>[9]</sup>对样本采集区域进行5种尺度的匹配,分别求取分类器最大响应后进行比较,最大值所对应尺度即为目标尺度。以上算法较好地解决了目标尺度放缩问题,但算法实时性较差、计算开销大等问题仍然存在。

针对目标受遮挡问题,Wang等<sup>[10]</sup>基于局部模型提出一种遮挡感知的核相关滤波器算法,所设计的跟踪器具有较强的鲁棒性。Cai等<sup>[11]</sup>提出一种基于KCF的全向跟踪方法,将多尺度与遮挡判断相结合,从而提高跟踪算法性能。Ong等<sup>[12]</sup>通过使用卡尔曼滤波器预测目标位置,提取目标不变的特征并与卡尔曼滤波器相结合,以解决目标被完全遮挡的问题。Mirunalini等<sup>[13]</sup>使用卡尔曼滤波器可以通过前一帧获得的信息来最优地估计目标位置,从而提高SIFT(scale invariant feature transform)算法在目标受遮挡时的表现。Chen等<sup>[14]</sup>对目标各类信息设置不同的权值,提出基于加权优化的自适应卡尔曼滤波算法,能够在目标受遮挡时估计目标位置,提高算法精度。上述算法在预测受遮挡情况下的目标位置时依然更新模型,导致滤波器引入大量无关信息,目标受长时间遮挡会引起跟踪效果下降,并且计算复杂度较高,计算量较大,在计算速度受限的嵌入式系统中,跟踪算法的实时性受到较大影响。

受文献[11-14]中对于目标尺度变换<sup>[11]</sup>、目标遮挡检测<sup>[11-13]</sup>与目标位置估计<sup>[11-14]</sup>这3方面改进思路的启发,本文以KCF跟踪算法为基础,运用尺度估计算法对跟踪目标进行尺度变换,并利用遮挡检测与位置估计相结合的方式降低遮挡对目标跟踪的影响,提出一种融合加权窗口滤波的抗遮挡尺度自适应的目标跟踪算法,并将该算法嵌入至DJI Guidance系统中,设计实际实验以定性验证算法的有效性。

## 1 KCF目标跟踪

KCF目标跟踪算法首先利用目标区域的图像信息提取HOG特征;然后,通过循环位移产生大量样本训练目标分类器;使用高斯核函数求出目标样本与

待测样本的相关性响应,响应值最大点坐标为目标最新的位置;利用离散傅里叶变换将上述过程从时域转换至频域,可大幅减少运算量,提高运算速度;最后,利用新目标特征更新分类器。

### 1.1 循环矩阵

假设 $1 \times q$ 的一维向量 $a$ 为目标样本信息,利用置换矩阵 $P$ 对样本循环位移 $\{aP^i | i = 0, 1, \dots, q-1\}$ ,其中

$$P = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 1 \\ 1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

$P^i$ 表示将样本 $a$ 位移 $i$ 位,记 $A_i$ 为循环位移后的样本, $A_i = aP^i, \forall i = 0, 1, \dots, q-1$ 。由 $A_i$ 可组成样本循环矩阵 $A$ ,即

$$A = [A_0, A_1, \dots, A_{q-1}]. \quad (2)$$

### 1.2 HOG特征提取

KCF算法是基于CSK算法的扩展,以多通道的HOG特征代替灰度特征,丰富目标样本信息采集种类,提高目标跟踪精度。

HOG特征是将图像划分成较小的局部块,称为cell,将梯度方向 $180^\circ$ 划分成9个bin,可以得到9维对方向不敏感的特征向量,通过归一化截断的方式将其扩展为 $4 \times 9 = 36$ 维特征信息;然后,利用PCA降维方式将36维特征信息分别按行、按列求和,可以得到 $4+9 = 13$ 维特征信息,其中4维按行求和的特征表现图像纹理,9维按列求和的特征是无方向敏感的特征;最后考虑有方向的梯度,每个cell就有 $360/20 = 18$ 维特征,按列求和可得到对方向敏感的18维特征向量。综上,HOG特征共有 $4+9+18 = 31$ 维特征信息。

利用置换矩阵 $P$ 循环处理特征矩阵,得到图像特征样本 $X$ ,该矩阵为 $mn \times mn$ 的方阵,即

$$X = \begin{bmatrix} X_{00} & \dots & X_{0i} & \dots & X_{0(m-1)} \\ \vdots & \ddots & & & \vdots \\ X_{j0} & & X_{ji} & & X_{j(m-1)} \\ \vdots & & & \ddots & \vdots \\ X_{(n-1)0} & \dots & X_{(n-1)i} & \dots & X_{(n-1)(m-1)} \end{bmatrix}. \quad (3)$$

其中: $i = 0, 1, \dots, m-1, j = 0, 1, \dots, n-1, X_{00}$ 为没有循环位移的原始特征样本, $X_{ji}$ 表示横向位移 $j$ 位、纵向位移 $i$ 位得到的位移样本。

### 1.3 训练目标分类器

KCF算法引入核函数解决样本低维线性不可分的问题,并利用岭回归训练分类器。 $Y_{ji}$ 表示满足高

斯分布的样本输出, 分类器  $f(X_{ji}) = (\omega, \varphi(X_{ji}))$  通过最小正则化函数进行训练,  $\varphi(\mathbf{X})$  是将样本映射到 Hilbert 特征空间的函数. 求取最优  $\omega$ , 使得函数值最小, 数学公式表示为

$$\min_{\omega} \sum_i^{m-1} \sum_j^{n-1} (f(X_{ji}) - Y_{ji})^2 + \lambda \|\omega\|, \quad (4)$$

其中为了控制过拟合, 正则化参数  $\lambda > 0$ . 样本  $\mathbf{X}$  与  $\mathbf{X}'$  之间的相似度用高斯核函数  $\kappa(\mathbf{X}, \mathbf{X}')$  表示, 即

$$\begin{aligned} \kappa(\mathbf{X}, \mathbf{X}') = & \\ \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2}(\|\mathbf{X}\|^2 + \|\mathbf{X}'\|^2 - 2(\mathcal{F}^{-1}(\hat{\mathbf{X}} \cdot \hat{\mathbf{X}}'))^T)\right). & \end{aligned} \quad (5)$$

其中:  $\mathcal{F}^{-1}$  表示傅里叶逆变换,  $\hat{\mathbf{X}}$  为  $\mathbf{X}$  的傅里叶变换. 通过高斯核函数可以得到由训练样本  $\mathbf{X}$  构造的核矩阵  $K^{\mathbf{X}}$ .

通过式(4)求得最优解  $\omega = \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} \alpha_{ji} \varphi(X_{ji})$ ,  $\alpha_{ji}$  为组成系数矩阵  $\alpha$  的元素, 由文献[8]可知

$$\hat{\alpha} = \hat{Y} / (\hat{K}^{\mathbf{X}} + \lambda). \quad (6)$$

其中:  $\hat{\alpha}$  为  $\alpha$  的傅里叶变换,  $\hat{K}^{\mathbf{X}}$  为  $K^{\mathbf{X}}$  的傅里叶变换. 通过上式求得  $\alpha$  后可以推导出最优解  $\omega$ .

### 1.4 快速检测与模型更新

对于新输入的样本  $z$ , 通过特征提取、循环位移可得到样本集合  $\mathbf{Z}$ , 与训练样本  $\mathbf{X}$  构造核矩阵  $K^{\mathbf{Z}}$  且满足循环条件. 由此可以得到测试样本的响应, 响应值最大的点坐标表示目标的最新位置, 有

$$\hat{f}(z) = (\hat{K}^{\mathbf{Z}}) \cdot \hat{\alpha}. \quad (7)$$

完成新目标的跟踪任务之后, 需要更新模版参数  $\hat{\alpha}$  和样本参数  $\mathbf{X}$ , 即

$$\begin{cases} \hat{\alpha}_{t+1} = (1 - \varepsilon)\hat{\alpha}_t + \varepsilon\hat{\alpha}_{t+1}, \\ \mathbf{X}_{t+1} = (1 - \varepsilon)\mathbf{X}_t + \varepsilon\mathbf{X}_{t+1}. \end{cases} \quad (8)$$

其中:  $\hat{\alpha}_{t+1}$  和  $\mathbf{X}_{t+1}$  为运用到下一帧的模型参数和样本参数, 由前一帧的  $\hat{\alpha}_t$  和  $\mathbf{X}_t$  得到;  $\varepsilon$  为模板更新率. 传统 KCF 算法在目标受到遮挡时依旧更新模板与样本参数, 且不能调节检测区域.

## 2 尺度匹配

目标跟踪过程中经常发生目标尺度变化的问题, 但传统 KCF 算法目标跟踪窗口的大小是固定的. 当目标视距变化或相机移动时, 目标占图像比例也发生变化, 跟踪窗口与实际目标存在误差. 当目标尺度变大时, 跟踪窗口只能采集目标部分信息, 特征提取不充分, 影响跟踪准确性; 相反, 当目标尺度变小时, 滤波器会引入过多背景, 导致分类器模型累计错误信

息, 从而影响跟踪效果.

文献[15]证明了在不同检测尺度下, 目标的特征信息也是不同的, 因此, 样本响应值的大小随着尺度的变化而变化. 本文采用样本响应值度量判断目标尺度的变化并调整目标跟踪尺度, 考虑处理器性能与跟踪算法的实时性, 提出快速尺度估计算法.

设跟踪目标大小为  $S$ , 首先, 利用式(7)计算第  $t$  帧图像中目标的最大响应值  $\max \hat{f}_t(z)$ ; 然后, 取  $S_{1+\delta} = (1 + \delta)S$ ,  $S_{1-\delta} = (1 - \delta)S$  两种大小的样本采集框, 并通过式(7)得到各自目标最大响应值  $\max \hat{f}_t(z)_{1+\delta}$  和  $\max \hat{f}_t(z)_{1-\delta}$ , 其中  $\delta$  为尺度因子. 对跟踪目标大小进行如下处理:

$$S = \begin{cases} S_{1+\delta}, & \max \hat{f}_t(z)_{1+\delta} > \max \hat{f}_t(z); \\ S_{1-\delta}, & \max \hat{f}_t(z)_{1-\delta} > \max \hat{f}_t(z); \\ \text{不变}, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (9)$$

当扩大(缩小)目标检测区域后, 得到的响应最大值如果大于未经尺度扩大(缩小)的正常检测值, 则可将跟踪目标尺度进行扩大(缩小), 其余情况下目标尺度不变. 算法流程如图1所示.

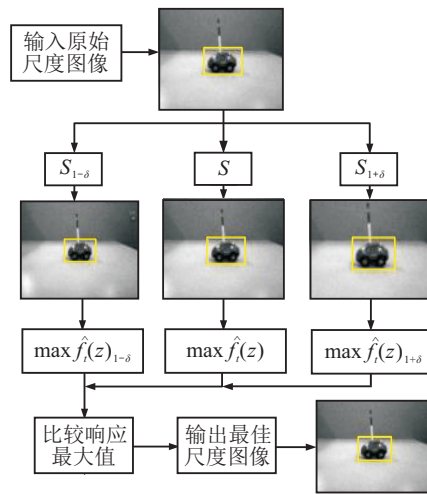


图1 快速尺度估计算法原理

## 3 遮挡处理

### 3.1 遮挡检测

遮挡问题是目标跟踪过程中常见的但却难以解决的问题. 当目标被大面积遮挡或完全遮挡时, 目标特征被遮挡取代, 导致在目标检测与跟踪算法更新学习时引入遮挡物信息, 引起模型识别出现偏差.

如图2所示, 跟踪目标未受到遮挡时, 检测响应  $\hat{f}_t(z)$  与二维正态分布相似, 响应最大点为图2左侧响应图中的最高点. 目标受到遮挡后, 由式(7)运算得到的新响应  $\hat{f}'_t(z)$  可以视为在原来跟踪的目标区域上叠加了一个服从高斯分布的噪声, 导致响应极大值减少, 周围响应值上升, 如图2右侧响应图所示, 响应锥

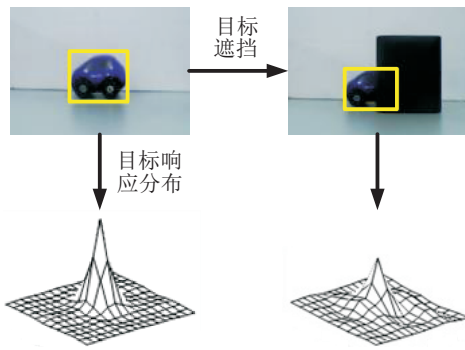


图2 目标遮挡时响应矩阵变化

体会较之前矮小平滑,且周围出现其他小锥体.

传统KCF算法跟踪目标时,极可能出现由于目标发生严重遮挡或完全遮挡而丢失跟踪目标的情况.本文提出遮挡检测机制,具体算法如下.

step 1: 提取样本响应  $\hat{f}_t(z)$  中最大值  $\max \hat{f}_t(z)$  及其坐标值  $\text{pos}_{\max}(\hat{f}_t(z))$ ;

step 2: 取响应中大于响应矩阵均值  $\overline{\hat{f}_t(z)}$  的点所对应的坐标  $\text{pos}(\hat{f}_t(z_i))$ ;

step 3: 计算  $\text{pos}(\hat{f}_t(z_i))$  与  $\text{pos}_{\max}(\hat{f}_t(z))$  间的绝对距离并求和得到  $\sum_i \|\text{pos}(\hat{f}_t(z_i)) - \text{pos}_{\max}(\hat{f}_t(z))\|$ ;

step 4: 设图像遮挡阈值  $\xi$ , 并判断与距离和的关系, 当  $\sum_i \|\text{pos}(\hat{f}_t(z_i)) - \text{pos}_{\max}(\hat{f}_t(z))\| > \xi$  时, 判定为目标受到遮挡.

算法原理为: 当目标受到遮挡时, 响应矩阵的平均值  $\overline{\hat{f}_t(z)}$  会变化剧烈, 在响应矩阵中大于  $\hat{f}_t(z)$  的响应元素增多, 导致  $\sum_i \|\text{pos}(\hat{f}_t(z_i)) - \text{pos}_{\max}(\hat{f}_t(z))\|$  变大, 因此, 可以利用遮挡阈值  $\xi$  与  $\sum_i \|\text{pos}(\hat{f}_t(z_i)) - \text{pos}_{\max}(\hat{f}_t(z))\|$  的关系判断遮挡情况.

### 3.2 基于加权窗口滤波的预测器

加权窗口滤波器提供了一种有效的递归方法来估计线性过程的状态. 目标未发生遮挡时, 记录目标每一帧的最新位置并更新滤波器; 当目标发生遮挡时, 通过加权窗口滤波器较快预测出目标可能的位置, 并用预测值修正检测区域. 本文将最新目标位置存入滤波窗口中, 并分析数据以预测下一帧的位置, 增加跟踪流畅性, 对大面积、长时间的遮挡情况具有很好的抵抗作用.

加权窗口滤波预测通常分为3个阶段. 首先, 初始化加权窗口滤波器, 利用渐消记忆法设定窗口滤波的权值  $g$ ,  $g$  为  $1 \times (r-1)$  向量, 可得

$$g = (g_1, g_2, \dots, g_{r-1}), \quad (10)$$

其中  $g_1 < g_2 < \dots < g_{r-1}$ . 开始跟踪后, 收集前  $r$  帧

位置组成目标位置窗口  $d$ ,  $d$  为  $1 \times r$  向量, 即

$$d = (d_1, d_2, \dots, d_i, \dots, d_r). \quad (11)$$

目标未发生遮挡时, 利用跟踪目标的位置数据实时更新滤波窗口. 当目标在第  $t$  帧受到遮挡时, 利用窗口  $d$  得到相邻帧的坐标差  $d'$ . 通过窗口滤波预测目标位置偏移量

$$d' = (d_2 - d_1, d_3 - d_2, \dots, d_r - d_{r-1}), \quad (12)$$

$$\Delta d = d' \times g^T. \quad (13)$$

结合第  $t$  帧的目标位置  $d_t$  与预测偏移信息  $\Delta d$ , 求出第  $t+1$  帧时目标位置

$$d_{t+1} = d_t + \Delta d. \quad (14)$$

## 4 改进算法流程

具体算法步骤如图3所示.

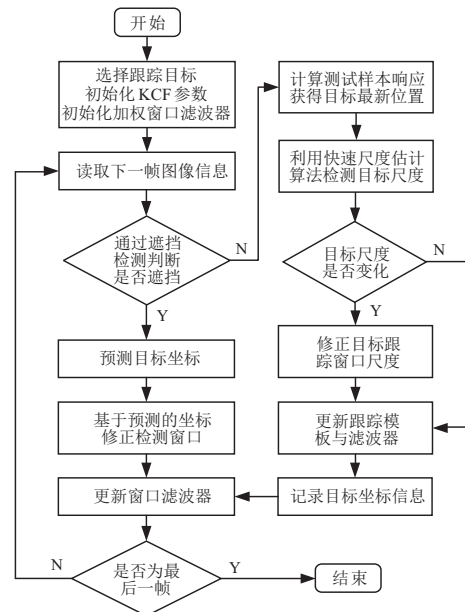


图3 改进算法流程

## 5 实验分析

### 5.1 实验标准与参数

本文选用OTB-2015数据集, 采用跟踪精确度图 (precision plot) 和成功率图 (success plot) 两个标准对算法进行定量实验评测. 实验测试平台为 Matlab 2016b, PC 操作系统为 Windows10 64 bit, CPU Inter Core i7-8700 主频为 3.20 GHz, 内存为 16 GB. 本文算法初始化参数为: 高斯核的标准差  $\sigma = 0.5$ , 正则化参数  $\lambda = 0.0001$ , 模板更新率  $\varepsilon = 0.012$ , 尺度因子  $\delta = 0.05$ , 遮挡阈值  $\xi = m \times n$ .

### 5.2 定量实验

将本文算法与传统KCF、CTX、VID和Struck四种流行算法进行对比, 得出5种算法的精确度图和成功率图如图4所示.

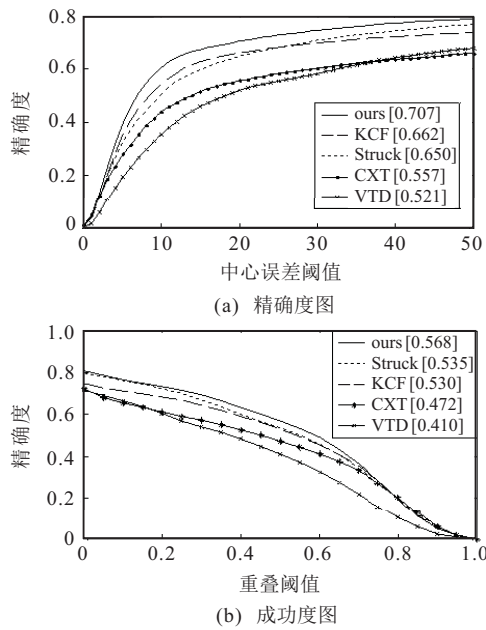


图4 5种算法OPE的精确度图和成功率图

由图4可知,本文算法相较于其他算法,在精确度和成功率上均为最优.从精确度方面分析:本文算法为0.707,而传统KCF算法为0.662,提高了6.8%;较Struck、CTX和VTD三种算法分别提高了8.7%、26.9%和35.7%.从成功率方面分析:本文算法为0.568,传统KCF算法为0.530,提高了7.2%;较Struck、CTX和VTD三种算法分别提高了6.2%、20.3%和38.5%.可见,本文算法两项指标均高于传统算法.

### 5.3 定性实验

#### 5.3.1 Guidance平台简介

Guidance主要由图5所示的视觉传感模块和视觉处理模块构成.主要工作流程如下:首先,视觉传感模块通过摄像头采集图像,摄像头的分辨率是320×240;然后,视觉处理模块接收图像数据并进行处理;最后,将信息通过连接线传输给飞行控制系统.



图5 Guidance视觉传感导航系统

#### 5.3.2 快速尺度变换的改进算法验证

当目标发生尺度变化时,本实验将传统KCF与基于快速尺度变换的KCF改进算法进行对比,实验效果如图6所示.

由图6可知,两种算法开始跟踪第23帧时,跟踪区域能够将目标完全包括其中,均能有效跟踪目标.在第102帧时,目标与摄像头的距离缩短,目标在整体屏幕中所占比例变大,传统KCF跟踪算法因其无尺度变换导致跟踪区域没有放大,跟踪区域中

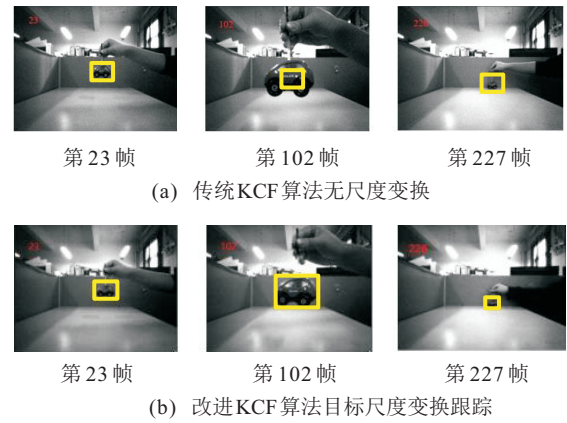


图6 两种算法目标尺度变换效果

只出现目标局部图像,导致重叠率降低,跟踪精度下降;而改进KCF算法快速尺度变换能快速调整跟踪区域,保证重叠率与跟踪精度的稳定.在第227帧时,目标与摄像头的距离拉长,传统KCF算法因为目标在屏幕所占比例减小且没有变换跟踪区域,所以跟踪器不断学习有误差的目标特征,引入较多的多余背景,影响跟踪目标精度;而改进KCF算法在此情况下仍能及时调整跟踪区域,处理目标尺度变化现象,保证跟踪准确度.尺度变换实验视频网址: [https://v.youku.com/v\\_show/id\\_XNDEyMDg2Nzc3Mg==.html?spm=a2h3j.8428770.3416059.1](https://v.youku.com/v_show/id_XNDEyMDg2Nzc3Mg==.html?spm=a2h3j.8428770.3416059.1).

通过实物实验验证了本文算法在处理目标尺度变化问题上较传统KCF算法有了很大提高.

#### 5.3.3 加权窗口预测的抗遮挡改进算法验证

实验在传统KCF跟踪算法与基于加权窗口滤波预测的抗遮挡KCF改进算法在跟踪过程中遇到大面积遮挡下进行,实验效果如图7所示.

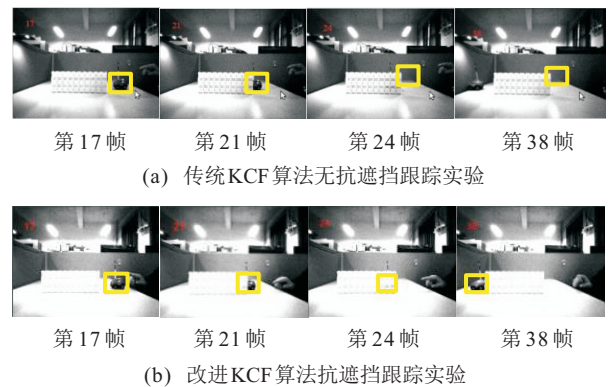


图7 两种算法目标遮挡干扰性能效果

由图7可知,第17帧时两种跟踪算法均能有效跟踪目标.由图7(a)第21帧可以看出,目标受到小部分遮挡时仍能完成跟踪任务,表明传统KCF跟踪算法对目标部分遮挡具有一定的抗干扰性.在第24帧时目标受到完全遮挡,传统KCF算法跟踪目标失败.

融合加权窗口滤波预测的抗遮挡改进KCF算

法通过加权窗口预测目标位置并修正跟踪区域,使预测位置与实际位置相近,增加了目标脱离遮挡后重新被识别的快速性与准确性.在图7(b)第24帧时目标已被完全遮挡,通过目标中心的标志物可以看出,目标实际位置与目标跟踪区域偏差较小,验证了在目标受遮挡后预测算法的准确性.改进跟踪算法中检测目标受到遮挡后停止训练模板的更新,并且不再进行目标尺度变换.在图7(b)第38帧时发现目标脱离遮挡重新出现,遮挡检测判断目标重新出现,跟踪窗口立即识别目标并进行目标跟踪,恢复目标尺度变换功能.遮挡实验视频网址:[http://www.iqiyi.com/w\\_19sb6y7i19.html](http://www.iqiyi.com/w_19sb6y7i19.html).

实际实验验证了本文算法能抵抗遮挡对目标跟踪的影响,尤其跟踪成功率有了明显提高,目标受大面积或完全遮挡后跟踪成功率提升较大.

## 6 结论

传统KCF算法因跟踪尺度单一、抵抗遮挡能力较差,在目标发生尺度变化或被大面积遮挡时跟踪效果不佳.对此,本文提出了改进KCF算法,在目标未遮挡时用快速尺度估计算法对跟踪目标进行尺度变换.当检测目标受到遮挡时,停止对目标的尺度估计,同时也停止对分类器模型的更新,以保证目标信息的准确性,利用目标未遮挡前的位置与方向偏移信息融合改进窗口滤波算法预测目标位置并修正跟踪区域.本文将算法嵌入DJI Guidance平台,跟踪单一运动目标,对改进KCF算法进行实际跟踪实验.实验结果表明,相较于传统算法,本文算法在尺度变换和抗遮挡方面有了很大改善,跟踪效果也有了显著提高.

### 参考文献(References)

- [1] Yin H P, Chen B, Chai Y, et al. Vision-based object detection and tracking: A review[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(10): 1466-1489.
- [2] Hare S, Golodetz S, Saffari A, et al. Struck: Structured output tracking with kernels[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(10): 2096-2109.
- [3] Zhang K, Zhang L, Yang M H. Real-time compressive tracking[C]. *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision: Part III*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012: 864-877.
- [4] Chen J B, Zhao X J, Xu Z. Object tracking algorithm based on histograms of oriented gradients by fusing particle filter[J]. *Mini-micro Systems*, 2012, 33(8): 1821-1824.
- [5] Sevilla-Lara L, Learned-Miller E. Distribution fields for tracking[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Providence, 2012: 1910-1917.

- [6] Bolme D S, Beveridge J R, Draper B A, et al. Visual object tracking using adaptive correlation filters[C]. *The 23th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco: IEEE, 2010: 2544-2550.
- [7] Henriques J F, 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.
- [8] Danelljan M, Khan F S, Felsberg M, et al. Adaptive color attributes for real-time visual tracking[C]. *Proceedings of the 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2014: 1090-1097.
- [9] Li Y, Zhu J. A scale adaptive kernel correlation filter tracker with feature integration[C]. *Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision*. Berlin: Springer, 2014: 254-265.
- [10] Wang X, Hou Z Q, Yu W S, et al. Robust occlusion-aware part-based visual tracking with object scale adaptation[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 81: 456-470.
- [11] Cai C, Liang X, Wang B, et al. A target tracking method based on KCF for omnidirectional vision[C]. *The 37th Chinese Control Conference (CCC)*. Wuhan, 2018: 962-967.
- [12] Ong L Y, Lau S H, Koo V C. Performance of invariant feature descriptors with adaptive prediction in occlusion handling[C]. *The 3rd International Conference on Control, Automation and Robotics (ICCAR)*. Jeju, 2017: 385-388.
- [13] Mirunalini P, Jaisakthi S M, Sujana R. Tracking of object in occluded and non-occluded environment using SIFT and Kalman filter[C]. *2017 IEEE Region 10 Conference*. Georgetown, 2017: 1290-1295.
- [14] Chen J, Li J H, Yang S H, et al. Weighted optimization-based distributed Kalman filter for nonlinear target tracking in collaborative sensor networks[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2017, 47(11): 3892-3905.
- [15] João F Henriques, Caseiro R, Martins P, et al. Exploiting the circulant structure of tracking-by-detection with kernels[C]. *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision: Part IV*. Berlin: Springer, 2012: 702-715.

### 作者简介

陈志旺(1978—),男,副教授,博士,从事多旋翼飞行控制、目标跟踪等研究, E-mail: czwaaron@ysu.edu.cn;

王航(1994—),男,硕士生,从事无人机目标跟踪的研究, E-mail: hang1205987770@163.com;

刘旺(1997—),男,硕士生,从事目标跟踪的研究, E-mail: 1365802458@qq.com;

宋娟(1978—),女,工程师,从事无人机电力系统巡线的研究, E-mail: 1138812341@qq.com;

彭勇(1963—),男,教授,博士生导师,从事电脑应用科学等研究, E-mail: PY81@sina.com.

(责任编辑:李君玲)