

改进核相关滤波的运动目标跟踪算法

邢运龙, 李艾华, 崔智高, 方 浩

(火箭军工程大学, 陕西 西安 710025)

摘要: 针对核相关滤波算法(KCF)难以应对光照变化、目标完全遮挡等问题, 提出基于改进核相关滤波的运动目标跟踪算法。首先提出基于相位特征的高斯核相关算子, 增强算法对光照强度变化的适应能力, 然后融合 Kalman 滤波器形成预测-跟踪-校准的跟踪机制, 结合遮挡处理提高系统在目标被完全遮挡时跟踪的准确性。在模型更新方面, 将在线更新与离线更新相结合, 提出自适应更新的策略, 利用跟踪效果较好的历史模型建立备选模型, 替代跟踪效果较差的模型, 及时纠正模型偏移、特征丢失等问题。与原始的核相关滤波算法进行对比实验的结果表明, 改进算法适应光照强度变化的能力明显增强, 当目标被完全遮挡时也能保持较好的跟踪效果。

关键词: 核相关滤波; Kalman 滤波; 相位特征; 目标跟踪

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201645.S126004

Moving target tracking algorithm based on improved Kernelized correlation filter

Xing Yunlong, Li Aihua, Cui Zhigao, Fang Hao

(The Rocket Force University of Engineering, Xi'an 710025, China)

Abstract: As Kernelized correlation filter is difficult to deal with the problems of illumination changes and total occlusion of the target, a target tracking algorithm based on improved Kernelized correlation filter was proposed in this paper. Firstly, a Gaussian Kernel correlated operator based on the phase characteristics was proposed to improve the ability of the algorithm to adapt to the change of the light intensity. Then, a tracking mechanism of predicting-tracking-correction based on Kalman filter and an occlusion-handling mechanism were proposed to improve the accuracy of tracking while the target was totally occluded. In the aspect of model updating, an adaptive updating strategy was adopted. The models with better tracking effect were used to establish the alternative model and replace the models with bad tracking effect to correct the problems of model migration and characteristics losing. The experimental results show that the improved algorithm can effectively improve the ability to adapt to the illumination changes and keep a good tracking effect while the target is totally occluded.

Key words: kernelized correlation filter; Kalman filter; phase characteristics; target tracking

收稿日期: 2016-01-10; 修订日期: 2016-02-15

基金项目: 多目主动相机智能监控关键技术研究(61501470)

作者简介: 邢运龙(1990-), 男, 硕士生, 主要从事计算机视觉方面的研究。Email: 5735624@qq.com

通讯作者: 崔智高(1984-), 男, 讲师, 博士, 主要从事模式识别、图像匹配、智能监控等方面的研究。Email: cuizg10@126.com

0 引言

运动目标跟踪是计算机视觉领域的一个热点研究方向,其目的是在给定的视频序列中,估计运动目标在每帧图像中的位置^[1]。随着计算机软硬件水平的不断提高,该课题已经被广泛应用于智能安防、交通监管、人工智能等领域。一些高效的跟踪算法也是层出不穷,其中比较经典的算法主要有:粒子滤波算法^[2-3]、均值漂移算法^[4-5]、光流法^[6]等。近年来,机器学习的方法吸引了众多学者的注意力,并得到了广泛的应用。一些研究人员将机器学习的方法应用到运动目标跟踪中,并取得了很好的跟踪效果,其中最主要的就是相关滤波器的应用。

相关滤波器^[7]的研究起源于 1941 年 North 教授提出的匹配滤波器,目前该方法已经成功地应用于目标识别、运动目标跟踪、目标检测、人脸识别等领域。与传统的方法相比,相关滤波器主要应用于频域,通过将检测图像与训练滤波器进行相关处理得到输出结果。该方法具有运算速度快、抗干扰能力强的特点,能够有效地处理目标局部遮挡、尺度变化、旋转等问题,而且具有移位不变性。因此,在很多领域都有着独特的魅力。经过多年的发展与改进产生了许多不同种类的相关滤波器,例如参考文献[8]中提出的最小平均相关能量滤波器(MACEF)能够给出尖锐的相关峰值,从而提高分类精度;参考文献[9]中提出的最大平均相关高度滤波器(MACHF),解除了相关峰值的限制,降低了滤波器设计的复杂度;参考文献[10]中提出的最大边缘相关滤波器(MMCF),将相关滤波器优秀的定位功能与支持向量机良好的泛化能力相结合,跟踪效果更好、适用性更强。虽然这些算法都从不同的角度提升了相关滤波器的性能,但是作为机器学习算法,不可避免的具有训练样本多、消耗时间长的缺点。针对这一问题,参考文献[11]提出当训练样本为循环平移矩阵时,核岭回归算法等价于一种相关滤波器。此外,作者还根据循环平移矩阵在傅里叶域可以对角化的特点,进一步提出一种快速核相关算子的计算公式,该方法不仅具有较高的运算效率,而且能够很好地处理非线性条件下的运动目标跟踪问题。但算法也存在一定的问题:(1)算法对光照强度变化的适应能力较弱;(2)算法无法应对目标完全遮

挡问题;(3)缺乏适应性较强的模型更新策略。

文中针对这些问题提出基于相位特征的核相关算子,增强算法对光照强度变化的适应能力;并结合 Kalman 滤波器形成遮挡判断和处理机制,提高算法应对目标完全遮挡的能力;此外,在模型更新方面,提出一种自适应的模型更新策略,结合跟踪效果较好的历史模型建立备选模型,提高模型更新的空域连续性,防止模型偏移、特征丢失等问题。

1 基于相位特征的核相关算子

智能视频监控系统的监控场景主要是室外,因此要求算法能够适应光照变化。实验证明:当室外环境中光照强度改变明显时,核相关滤波算法跟踪效果明显下降。文中针对这一问题进行实验,将图像的光照强度由 0~1 分成 100 个不同的级别,将不同光照级别的图像进行傅里叶变换,并记录其幅值和相位的变化曲线,实验结果如下:

如图 1 所示,当光照强度改变时像素点 A 的幅

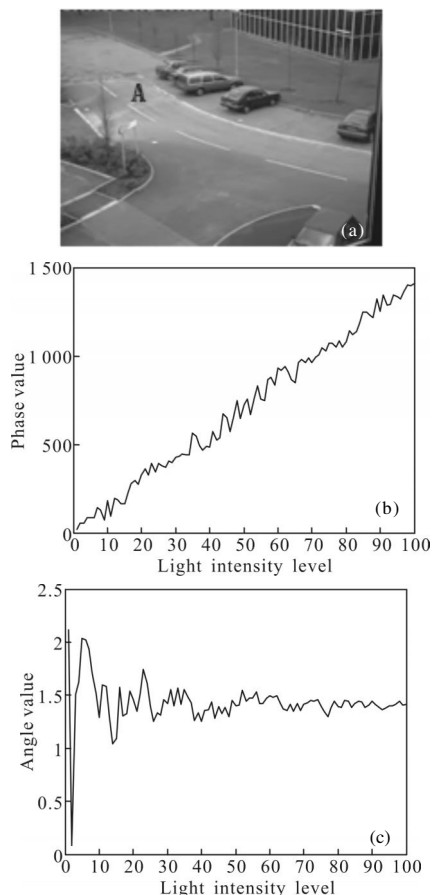


图 1 光照强度影响对比图

Fig.1 Contrastive results of the light intensity affect

值特征变化明显,而相位特征变化较小。根据复数的形式 $z = \|z\| e^{j\theta}$ (其中 $\|z\|$ 为其幅值特征, $e^{j\theta}$ 为其相位特征)对改进前算法的高斯核相关算子^[11]进行改进,利用受光照影响较小的相位特征值代替复数值,提出基于相位特征的高斯核相关算子,即:

$$k_{\text{in}} = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2}\left(\left(\frac{\hat{x}}{\|\hat{x}\|}\right)^2 + \left(\frac{\hat{x}'}{\|\hat{x}'\|}\right)^2 - 2F^{-1}\left(\frac{\hat{x}\hat{x}'^*}{\|\hat{x}\|\|\hat{x}'\|}\right)\right)\right) \quad (1)$$

式中: \hat{x} 表示 x 的傅里叶变换; x' 表示 x 的转置; x'^* 表示 x' 的共轭; F^{-1} 表示逆傅里叶变换。根据公式(1)提出基于相位特征的核相关滤波器,在跟踪过程中排除受光照影响较大的幅值特征的影响,保留受光照影响较小的相位特征进行计算,从而有效地降低光照强度对跟踪过程的影响。

2 融合 Kalman 滤波器的跟踪机制

原始的核相关滤波算法在跟踪过程中只是根据前一帧图像中的目标坐标,找出本帧图像中与目标图像相关程度最高的图像块,并不涉及目标的运动状态信息,当目标发生完全遮挡时,就会丢失目标而影响跟踪效果。因此,文中提出一种融合 Kalman 滤波器^[12]的核相关滤波器,首先利用 Kalman 滤波器对本帧图像中目标的位置进行预测,然后在预测坐标周围选取检测窗口使用核相关滤波器检测目标坐标,再利用检测结果校准 Kalman 滤波器,如此循环直至遍历整个视频序列,其具体实现过程如下:

(1) 初始化阶段

在跟踪开始之前初始化 Kalman 滤波器,得到其状态向量 $X_0 = [x_0, y_0, x_0', y_0']^T$, 其中 (x_0, y_0) 为目标中心点的初始坐标, (x_0', y_0') 为目标在 x 轴、 y 轴的速度分量。

(2) 预测阶段

对于输入帧图像,首先利用 Kalman 滤波器预测目标中心点坐标。根据递归运算原理,其预测方程如下:

$$X_{k,k-1} = A_{k,k-1} X_{k-1} \quad (2)$$

$$P_{k,k-1} = A_{k,k-1} P_{k-1} A_{k,k-1}^T + Q \quad (3)$$

式中: X_{k-1} 为 $k-1$ 时刻的状态向量; P_{k-1} 为其对应的协方差矩阵; $A_{k,k-1}$ 为状态转移矩阵。

$$A_{k,k-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: Δt 为时间间隔(通常取 1); $X_{k,k-1}$ 为状态预测向量; $P_{k,k-1}$ 为其协方差矩阵。

(3) 跟踪阶段

得到预测坐标后利用核相关滤波器找出本帧图像中与目标图像相关程度最高的图像块;在预测坐标点周围提取学习模型,其面积为目标图像的 2.5 倍,提取模型的(Histogram of Oriented Gradient, Hog(方向梯度直方图))特征^[13]并对其进行傅里叶变换得 xf_k 。由公式(1)得到其核化处理结果 $k_{xf_i,xf_i'}$,则滤波器的训练公式为:

$$\alpha_k = \frac{\hat{y}}{\hat{k}_{xf_i,xf_i'} + \lambda} \quad (5)$$

其中, y 为目标图像的期望输出值,算法的更新策略为:

$$\begin{cases} \alpha_k^\# = \beta \alpha_k + (1-\beta) \alpha_{k-1} \\ xf_k^\# = \beta xf_k + (1-\beta) xf_{k-1} \end{cases} \quad (6)$$

其中, β 为学习因子,由公式(1)可得 xf_k 与 $xf_{k-1}^\#$ 的核化处理结果 $k_{xf_i,xf_{i-1}^\#}$,则岭回归算法的闭合解^[14]为:

$$w = F^{-1}(\alpha_{k-1}^\# \cdot k_{xf_i,xf_{i-1}^\#}) \quad (7)$$

根据公式(7)找出使 w 最大的点就是目标在新帧图像中的位置坐标。

校准阶段

$$P_k = (I - K_k H_k) P_{k,k-1} \quad (8)$$

$$K_k = P_{k,k-1} H_k^T (H_k P_{k,k-1} H_k^T + R)^{-1} \quad (9)$$

$$X_k = X_{k,k-1} + K_k [Y_k - H_k X_{k,k-1}] \quad (10)$$

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中: H_k 为观测矩阵; $Y_k = [x_{ck}, y_{ck}]$ 表示 k 时刻由核相关滤波器检测的目标中心点坐标; X_k 为 Kalman 增益矩阵。

(4) 遮挡处理

由于噪声的存在及目标运动状态的不确定性因素, Kalman 滤波器预测的坐标位置与目标实际位置会有所偏差,为防止误差增大需要每帧对 Kalman 滤波器进行校准。但是当目标被完全遮挡时,学习模型将丢失目标图像的特征值,核相关滤波器会将跟踪结

果引向图像中与遮挡物最相似的位置,从而与预测坐标偏离较大。因此,需要设立遮挡判断机制,设 Δd 表示检测坐标 (x_{ck}, y_{ck}) 与预测坐标 (x_k, y_k) 之间的距离,即:

$$\Delta d = \sqrt{(x_k - x_{ck})^2 + (y_k - y_{ck})^2} \quad (12)$$

正常情况下 Δd 比较小,它表示预测结果与检测结果比较相近。设参数 σ 为一较小值,当 $\Delta d < \sigma$ 时正常进行校准,但当 $\Delta d > \sigma$ 表示目标跟踪失败,则停止校准,直接根据预测坐标进行跟踪,直至 $\Delta d < \sigma$ 恢复校准。

3 自适应模型更新策略

为提高算法在复杂运动状态下的适应能力,核相关滤波器采用实时更新策略,每帧都对学习模型进行更新,从而及时适应目标表面特征的变化。但是学习模型的建立过程只是基于当前帧,忽略了之前帧的影响,当目标发生遮挡或者跟踪结果偏移时,模型将丢失目标图像的特征值,从而影响后续跟踪效果。针对此类问题参考文献[15]中提出根据之前帧的跟踪效果建立模型序列的思想,以解决模型偏移、目标特征丢失等问题。基于这种思想文中提出一种自适应模型更新的核相关滤波器,将跟踪效果较好的历史模型以一定的权值更新到备选模型中,当跟踪效果差时,用备选模型替代原模型进行跟踪,其主要步骤如下:

Step1. 初始化备选模型 $patch'_0 = patch_0$

Step2. 当跟踪效果较好时,按照原算法进行模型更新和跟踪,并更新备选模型

$$patch' = (1 - \mu)patch' + \mu patch, \text{ if } w_{\max} > \lambda_{\max}$$

Step3. 当跟踪效果较差时停止原始模型的更新,利用备选模型代替原始模型进行跟踪

$$patch = patch', \text{ if } w_{\max} > \lambda_{\min}$$

式中: $patch$ 为原始学习模型; $patch'$ 为备选学习模型; μ 为更新权值; w_{\max} 是根据公式(7)求得的 w 的最大值,它代表两帧之间目标图像相关程度的最大值; λ_{\max} 和 λ_{\min} 为判定阈值,其取值为:

$$\begin{cases} \lambda_{\max} = \lambda w_{\max}^{1,2} \\ \lambda_{\min} = (1 - \lambda) w_{\max}^{1,2} \end{cases}$$

式中: λ 为判定系数; $w_{\max}^{1,2}$ 表示第 1、2 帧之间的最大值,第 1、2 帧模型图像中目标的特征最全,图像之间变化不大,可以认为 $w_{\max}^{1,2}$ 是跟踪过程中相关程度的

最大值。这样取值可以避免固定阈值只能适用于一种场景或目标的缺陷,提高模型自适应更新的能力。

综上所述,改进算法总体流程图如图 2 所示。

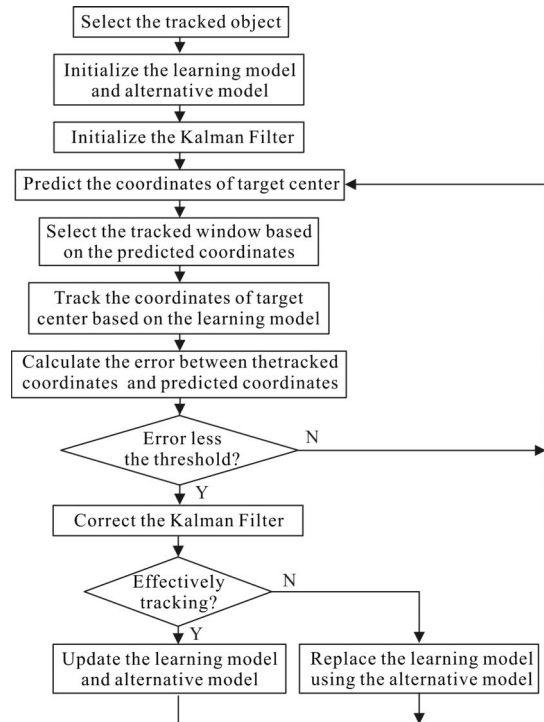


图 2 改进算法总体流程图

Fig.2 General flow chart of the improve algorithm

4 实验结果与分析

为了更加直观地展示算法改进效果,选取不同的视频场景进行对比实验,实验所用计算机配置 CPU 为 Intel Pentium P6200 双核处理器,主频 2.13 GHz,内存 2 GB,算法开发环境为 Matlab2014a。实验所用视频的参数如表 1 所示,其中 Video1 和 Video2 为网络标准视频库(网址为: <http://www.cvg.cs.rdg.ac.uk/datasets/index.html>)下载视频,Video3 为自拍视频。

表 1 视频参数表

Tab.1 Video parameter table

Video	Size/pixel	Frames	Tracking target	Target size/pixel
Video 1	640×360	350	Bolt	26×60
Video 2	640×480	291	Coke	48×80
Video 3	320×240	244	Girl	20×40

4.1 光照强度改变对比实验

利用 Video1 和 Video2 进行光照强度改变的对比实验,其实验结果如图 3 所示。

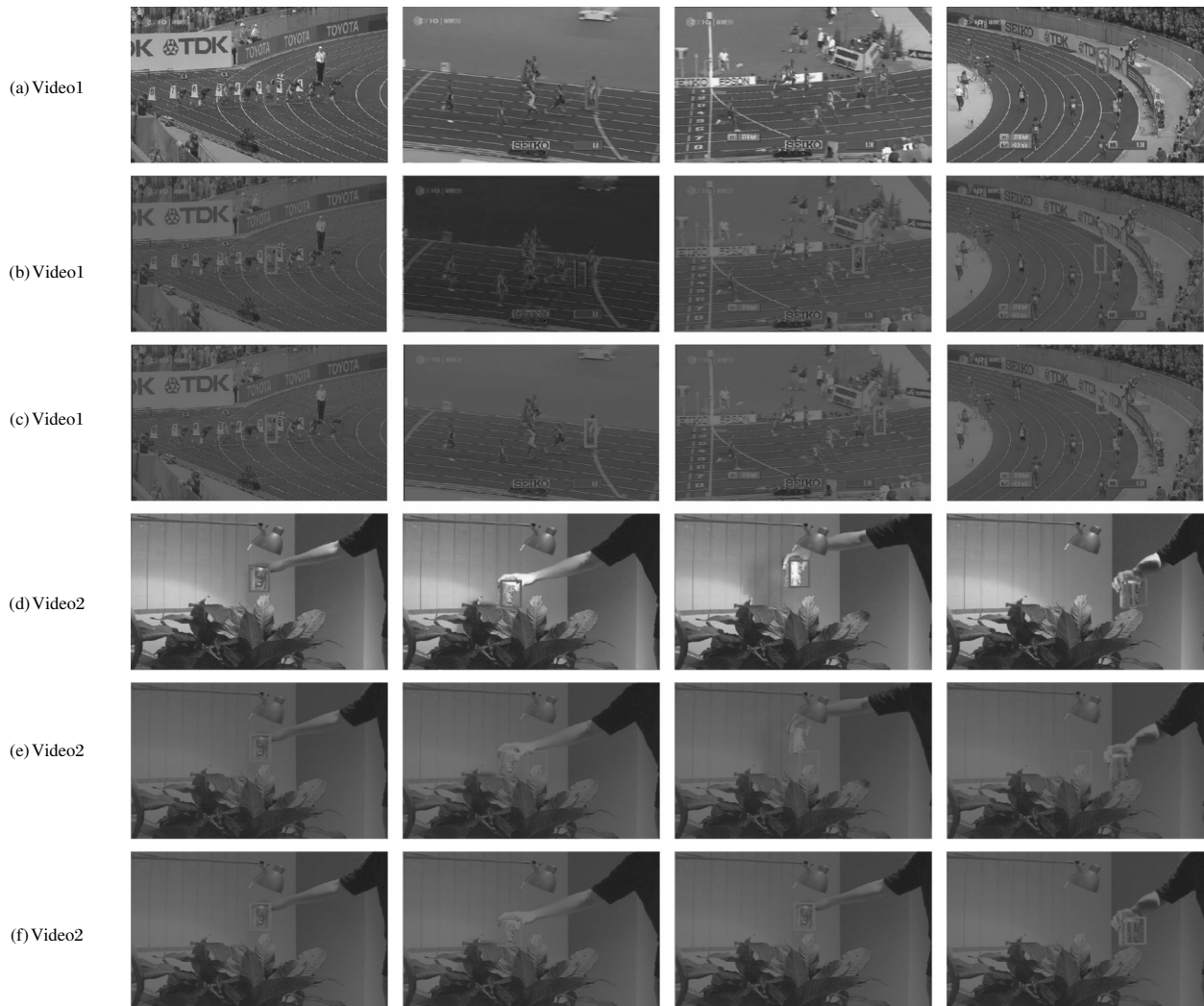


图 3 光照强度改变对比试验结果图

Fig.3 Contrastive test results of the light intensity changing

图 3(a)、(d)为改进前算法在正常光照强度下的跟踪效果,图 3(b)、(e)为亮度调整为原图像的 20%时,改进前算法的跟踪效果,图 3(c)、(f)为改进算法在光照改变之后的跟踪效果图,为清楚地展示实验结果,将图 3(b)、(c)、(e)、(f)的对比度调低 40%,亮度调高 40%进行显示。从图 3 中可以看出,在正常光照情况下,改进前算法的跟踪效果较好,但是当光照强度改变后算法鲁棒性降低,跟踪框脱离目标,发生了跟踪偏移(如图 3(b)、(e)所示);而改进算法则正常跟踪,并且跟踪效果较好。因此,改进算法对光照强度变化的适应能力较强。

为了更直观地表现算法改进效果,定义 Δ 为跟踪误差,即: $\Delta = \sqrt{(x' - x)^2 + (y' - y)^2}$,其中 (x, y) 为目标中心的实际坐标, (x', y') 为跟踪算法检测的目标中心

坐标,将图片光照强度调整为原来的 20%,对比改进前后算法的跟踪误差,结果如图 4 所示。

如图 4 所示,图 4(a)是改进前算法跟踪运动场上 Bolt 的跟踪误差曲线,一开始算法可以正常跟踪,但是在 236 帧时目标转身,算法发生了误跟踪,跟踪到其身边的人而导致跟踪误差越来越大,图 4(b)是改进算法的跟踪误差曲线,从结果上看算法跟踪误差一直比较小、跟踪效果较好;图 4(c)是改进前算法对室内 Coke 的跟踪误差曲线,在 37 帧时算法跟踪偏移,后续结果波动较大,跟踪效果很差;图 4(d)是改进后的算法的跟踪误差曲线,从结果上看,跟踪误差一直较小、跟踪效果较好。因此,改进后的算法受室外光照强度变化影响变小,适应复杂场景的能力明显增强。

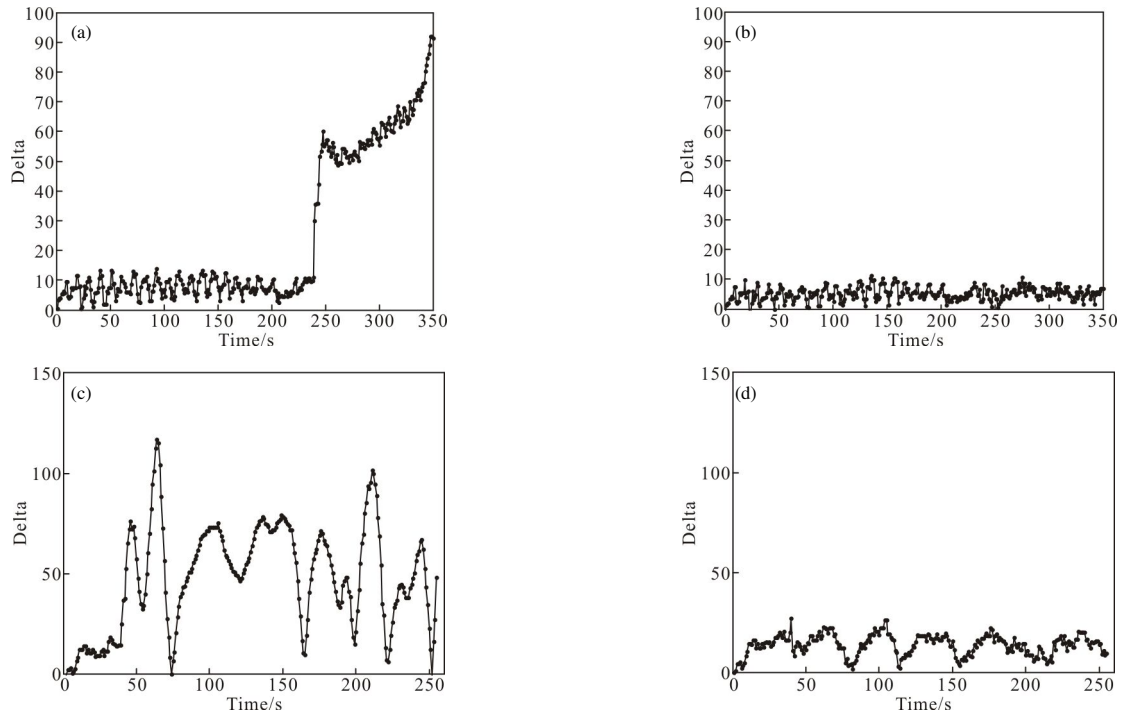


图 4 跟踪误差对比图

Fig.4 Contrastive results of tracking error

4.2 完全遮挡对比试验

利用 Video3 进行遮挡对比试验，试验结果如图 5 所示。图中上、下两行分别表示改进前算法和改进后算法的跟踪效果，第 20 帧以前目标没有被遮挡，两种算法都能很好地进行跟踪，但是当物体被树木遮挡后，改进前算法脱离了目标，并且在之后的图像中始终无法修正；改进后的算法借助 Kalman 滤波器

的预测功能，在目标受到三次完全遮挡后仍然能紧跟目标，跟踪效果良好。因此，改进后的算法能够有效地解决线性情况下目标的完全遮挡问题。此外，文中计算改进前后算法的 FPS 评比其实时性，改进前算法的 FPS 可以达到 94.58 帧/s，改进后算法 FPS 可以达到 64.70 帧/s，改进后算法的计算速度有所下降但是明显大于制式要求的 24 帧/s，可以满足实时性

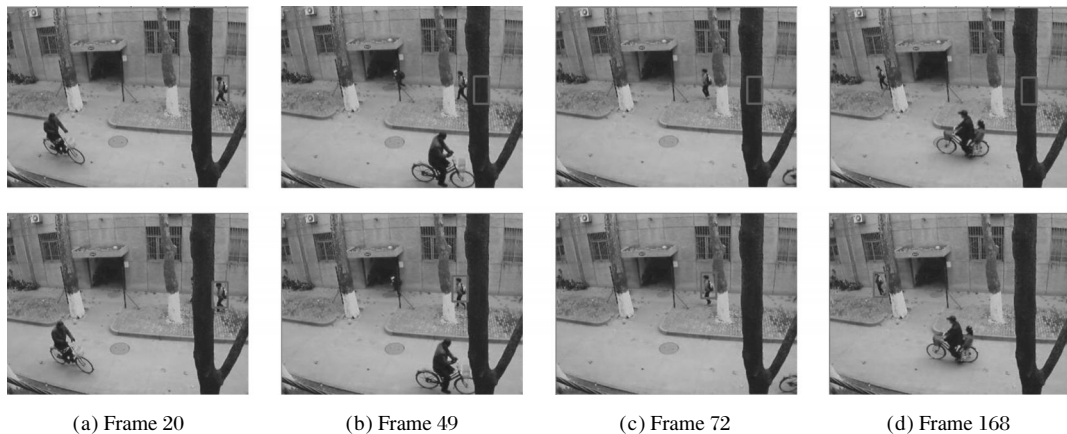


图 5 完全遮挡试验结果对比

Fig.5 Contrastive test results of the target being totally occluded

要求。

4.3 模型更新对比实验

利用 Video2 进行建模机制对比实验，结果

如图 6 所示。

图 6 中第一行表示改进前算法的跟踪效果，第二行表示改进后算法的跟踪效果。图 6(a)表示正常

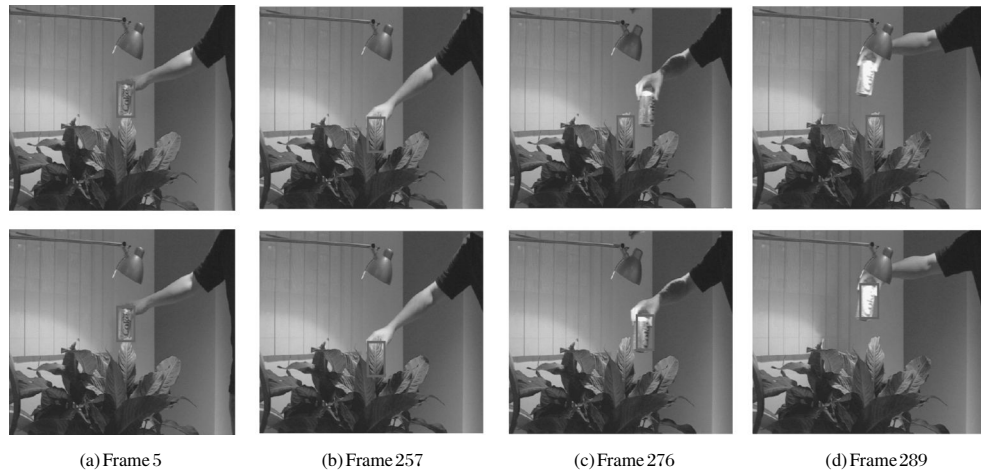


图 6 模型更新实验结果对比

Fig.6 Contrastive results of the model updating

状态下,改进前后的算法均能采集效果较好的学习模型,跟踪效果相当;而图 6(b)中目标则发生了大面积遮挡,改进前算法将遮挡物作为学习模型进行跟踪,改进后算法及时停止了模型更新,以效果较好的备选模型作为新的学习模型进行跟踪;随后的跟踪效果如图 6(c)、图 6(d)中所显示,改进前算法发生了大幅偏移,而改进后算法跟踪效果较好。为了更直观地展示实验结果,利用跟踪误差 Δ 对改进前后算法的跟踪效果进行量化评比,结果如图 7 所示。

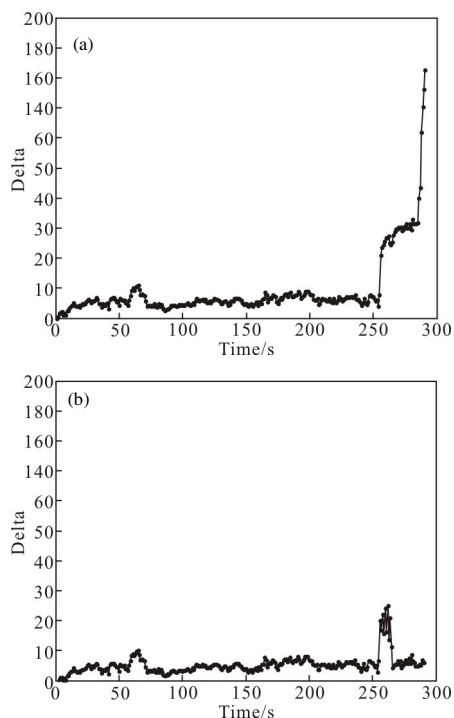


图 7 跟踪误差对比图

Fig.7 Contrastive results of tracking error

图 7(a)表示改进前算法的跟踪误差曲线,图 7(b)表示改进后算法的跟踪误差曲线。一开始的跟踪过程中两种算法跟踪效果相当。但是当目标被大面积遮挡后,改进前算法跟踪误差明显增大,并且没有进行纠正,改进后的算法则及时地做出了调整,保证了后续的跟踪效果。

5 结论

文中针对核相关滤波器的不足进行改进,首先,提出了基于相位特征的高斯核相关算子,利用相位特征定位目标增强算法对光照强度变化的适应能力;其次,提出了融合 Kalman 滤波器的跟踪机制,提高算法应对目标完全遮挡的能力;另外,提出了自适应的模型更新策略,将跟踪效果较好的历史模型纳入模型更新中,及时纠正模型偏移、特征值丢失等问题,保证跟踪效果。最后,与改进前算法进行对比实验的结果表明,改进后算法应对光照强度变化的能力明显增强,在目标被完全遮挡时也能及时作出调整,跟踪效果良好。

参考文献:

- [1] Kinjal A, Darshak G. A survey on moving object detection and tracking in video surveillance system[J]. *International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE)*, 2012, 05(6): 128-134.
- [2] Wu Y, Lim J, Yang M. Online object tracking: a benchmark [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 2411-2418.

- [3] Hong H, Wang L, Shi Z. Simplified particle PHD filter for multiple-target tracking: algorithm and architecture [J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2011, 120: 481–498.
- [4] Wang F, Ye J. A novel fragments-based tracking algorithm using mean shift [C]//IEEE International Conference on Control Automation Robotics and Vision, 2008: 694–698.
- [5] Li Jianfeng, Huang Zengxi, Liu Yiguang. An adaptive Mean-Shift algorithm based on optical-flow field estimation for target tracking [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2012, 23(10): 1996–2002. (in Chinese)
李剑锋, 黄增喜, 刘怡光. 基于光流场估计的自适应 Mean-Shift 目标跟踪算法[J]. *光电子·激光*, 2012, 23(10): 1996–2002.
- [6] Denman S, Chandran V, Sridharan S. An adaptive optical flow technique for person tracking systems[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(10): 1232–1239.
- [7] Bolme D, Beveridge J, Draper B, et al. Visual target tracking using adaptive correlation filters [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2010: 2544–2550.
- [8] Mahalanobis A, Vijaya K, Casasent D. Minimum average correlation energy filters [J]. *Applied Optics*, 1987, 26(05): 3633–3640.
- [9] Galoogahi H, Sim T, Lucey S. Multi-channel correlation filters[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, 2013: 3072–3079.
- [10] Rodriguez A, Boddeti V, Vijaya K, et al. Maximum margin correlation filters: a new approach for localization and classification [J]. *IEEE Transaction on Image Processing*, 2013, 22(02): 631–643.
- [11] Henriques J, Caseiro R, Martins P, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters [J]. *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 37(3): 583–596.
- [12] Shih W, Chung K, Shu T. Video target tracking using adaptive kalman filter[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2006, 17(6): 1190–1208.
- [13] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 886–893.
- [14] Rifkin R, Yeo G, Poggio T. Regularized least-squares classification[J]. *Nato Science Series Sub Series III Computer and Systems Sciences*, 2004, 42(1): 93–104.
- [15] Oron S, Hillel A, Avidan S. Extended lucas kanade tracking [C]//European Conference on Computer Vision, 2014: 142–156.