

文章编号: 2095-4980(2019)06-1000-07

## 基于光强变化场景的目标检测与跟踪新方法

刘默涵<sup>1</sup>, 侯 崑<sup>2</sup>

(1.四川大学 电气工程学院, 四川 成都 610044; 2.国防科技大学 电子对抗学院, 安徽 合肥 230031)

**摘要:** 为在光强变化场景下实现目标的检测与跟踪, 研究了一种新方法。该方法综合集成了 Vibe 算法与粒子滤波算法的优点, 通过在改进 Vibe 算法中引入光照补偿模型、重构粒子滤波模型, 解决了 2 种方法对光强变化的自适应性难题; 在局部三值模式(LTP)中建立了一种自适应阈值方法, 并采用线性回归分类方法, 实现了目标跟踪。通过开发相应程序并将所提新方法的结果与标准结果进行对比验证, 验证结果表明: 新方法的偏差小于文中其他 3 个对照方法的相应偏差, 该方法对光强变化场景下的目标检测与跟踪研究有一定帮助。

**关键词:** 目标检测; 目标跟踪; 粒子滤波算法; Vibe 算法; LTP 算子

**中图分类号:** TN201

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11805/TKYDA201906.1000

## New method for target detection and tracking by changing illumination

LIU Mohan<sup>1</sup>, HOU Wei<sup>2</sup>

(1.College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610044, China;

2.Electronic Countermeasures Institute, National University of Defense Technology, Hefei Anhui 230031, China)

**Abstract:** For detecting and tracking the moving objects of interest by changing illumination, a new method is proposed. The proposed method combines improved Vibe algorithm with the particle filter algorithm by introducing illumination feeding model to Vibe algorithm, and reconstructing the particle filter to solve the changing illumination problem. In the phase of moving target tracking, Linear Regression Classifier(LRC) is introduced into the recognition algorithm, as well as the background information. The improved Local Ternary Pattern(LTP) is adopted to carry out feature extraction and recognition. Developing the program and carrying out some experiments, the experimental results demonstrate that the new method can assist detecting and tracking moving target with changing illumination study.

**Keywords:** target detection; target tracking; particle filter algorithm; Vibe algorithm; Local Ternary Pattern

运动目标跟踪技术基于图像处理技术, 是将光电技术、测试技术和计算机技术等现代技术深度交叉融合的综合性技术, 目标检测与跟踪方法是该技术研究及应用的重要课题<sup>[1]</sup>。近年来, 无论传统的还是基于深度学习的目标检测与跟踪算法均发展迅速<sup>[2-3]</sup>。本文以智能交通领域的行人和车辆为研究对象, 针对传统的 Vibe 算法<sup>[4]</sup>和线性回归分类方法(LRC)等存在自适应性差、计算结果准确度低等问题, 研究了一种基于光强变化场景的目标检测与跟踪新方法, 研究结果为探索动、静态目标检测与跟踪方法提供了更多选择。

### 1 光强变化场景的目标检测方法

该方法包括运动目标检测算法、静态目标检测算法和快速非相关模板筛选方法 3 部分内容, 其数学模型表示为:

$$\text{predict}(f_{k+1}) = G[V(f_k) \cup D(f_k)] \quad (1)$$

式中:  $f_k$  为输入的当前选定区域;  $D(f_k)$  为以初始帧计算特征后, 通过粒子滤波算法得到的预测结果的集合;  $V(f_k)$  为用建立的光照补偿模型对 Vibe 算法进行优化后得到的预测结果的集合;  $G$  为采用非相关模板筛选方法集成上述 2 种算法并剔除其本底噪声的泛函; 等式左边  $\text{predict}(f_{k+1})$  为预测的下一帧区域的集合, 即检测结果。该方法的计算框图如图 1 所示。

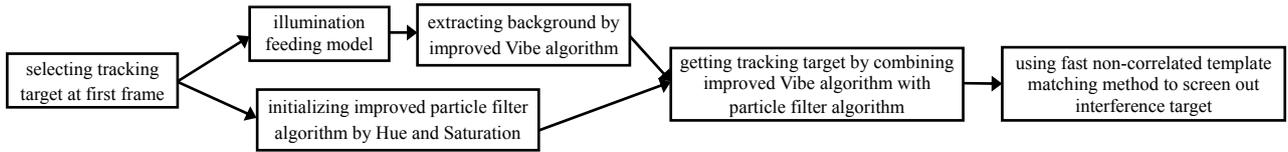


Fig.1 Flow of target detection phase  
图 1 目标检测阶段计算框图

### 1.1 运动目标检测算法——优化后的 Vibe 算法

优化后的 Vibe 算法以 2015 年提出的改进 Vibe 算法为基础<sup>[5]</sup>，通过初始几帧的差值建立背景样本，并对背景模板进行更新，检测出视频中的前景和背景，从而实现对目标的检测。具有内存占用小，计算速度较快等优点。

该算法存在一个问题：当场景光强发生变化时，算法会造成大面积的像素点不能被正确分类。针对这个问题，本文建立了光照补偿模型，并提出下述优化策略：

1) 光照补偿条件。如果当前帧被分类为前景的像素点数量超过上一帧前景像素的  $m$  倍，并且两帧图像的亮度信息直方图差异超过  $B = \sum \sqrt{f_k f_{k-1}}$  时 ( $B$  为巴氏系数)，则需要对当前帧进行光强补偿；

2) 重构初始化背景模型。以前一帧跟踪结果为起点，预测当前帧目标的可能区域，对预测的区域进行光照补偿，并以区域外的图像像素点重构初始化背景模型；

3) 信息分类检测。对预测区域使用色调信息和饱和度信息进行分类检测；

4) 预测区域内的背景模型初始化。将步骤 3) 检测为背景的像素点进行背景模型初始化。

当确认图像发生光强变化时，在当前帧停止使用改进 Vibe 算法，对预测区域进行光强补偿，重新建立背景模板样本，以当前帧为起点重新开始改进 Vibe 算法。当图像受到光强变化干扰时，针对直方图形状基本保持不变这一特性，采用以下策略建立光照补偿模型：

1) 取出当前帧图像  $f_k$  和  $f_{k-1}$ ，以  $n \times n$  的模板大小取得图像的局部区域；

2) 判断选中的区域是否需要光照补偿的条件是：计算 2 个区域的光强变化差值，若差值大于  $T$ ，进行光照补偿，否则按照步长  $n$  移动模板，判断下一个区域；

3) 确定区域需要进行光照补偿后，分别计算出  $box1, box2$  的 RGB 各分量的灰度值均值的偏差  $\Delta\mu$ ，以及 2 个区域各分量的标准差的偏差  $\Delta\sigma$ ；

4) 按照 3 个通道分别计算均值的偏差，取偏差的最小值进行光强补偿；

5) 对当前帧图像区域内各个分量的各个像素加上对应的补偿数值，完成补偿。

改进 Vibe 算法存在的另一个问题是无法正确检测静态目标，针对这个问题，本文引入粒子滤波算法。

### 1.2 静态目标检测算法——改进粒子滤波算法

传统的粒子滤波算法<sup>[6-8]</sup>，亦称连续蒙特卡洛方法，该方法依据的状态空间模型为：

$$\begin{cases} x_{n+1} = f_n(x_n, \omega_n) \\ y_n = h_n(x_n, v_n) \end{cases} \quad (2)$$

式中： $x_n$  表示状态； $y_n$  表示观测； $\omega_n$  表示过程噪声； $v_n$  表示观测噪声。

依据状态空间模型，可以预测目标的后验估计。对图像的检测即求取当前状态的期望值：

$$E(f(x_n)) \approx \int f(x_n) p(x_n | y_n) dx_n = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_n^{(i)}) \quad (3)$$

针对粒子滤波算法在光强变化场景下检测目标存在的缺陷<sup>[9]</sup>，本文提出的改进办法是：采用色调、饱和度和明度(HSV)空间的色调(H)信息和饱和度(S)信息作为特征初始化模型，引入巴氏相关系数来计算特征的相似度。

### 1.3 快速非相关模板筛选法

为了快速筛选和剔除基于综合集成 2 种算法所得候选目标的干扰信号，并为后续跟踪算法提供可靠输入信号，提出如下快速非相关模板匹配方法。

#### 1.3.1 剔除明显干扰目标

为剔除明显干扰目标，定义尺寸差异  $S$  和质心距离  $D$  为：

$$\begin{cases} S = \frac{\|\omega_i - \omega\| + \|h_i - h\|}{\omega} \\ D = \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2} / \omega \end{cases} \quad (4)$$

式中：运动目标的质心为 $(x_i, y_i)$ ；长为 $h$ ；宽为 $\omega$ 。若 $S$ 小于0.5或 $D$ 小于3，则目标可信。根据上述公式和条件，可以快速剔除明显干扰目标。

1.3.2 剔除相似干扰目标

为剔除相似干扰目标，定义目标模板对应元素的波动大小 $\rho$ 为：

$$\rho_i = \sum_{j=1}^n (x_{i,j} - \hat{x}_i)^2 \tag{5}$$

式中： $n$ 表示模板的维数； $x_{i,j}$ 表示 $x_i$ 中的第 $j$ 个元素； $\hat{x}_i$ 为 $x_i$ 的均值。 $x_{i,j}$ 中的元素按照式(6)计算：

$$x_{i,j} = \frac{\frac{y_{i,j}}{\sum_{j=1}^n y_{i,j}}}{\frac{y_{st,j}}{\sum_{j=1}^n y_{st,j}}} \tag{6}$$

式中： $y_{i,j}$ 为该模板的第 $j$ 个元素； $y_{st}$ 为该算法的标准模板。

采用上述2种方法，可快速有效剔除干扰目标。

2 运动目标跟踪方法

2.1 改进 LTP 特征

LTP 特征是基于局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)特征实现的。LBP 特征的计算过程是一个对比分量 $C$ 的计算过程，如图2所示。

LTP 在 LBP 的基础上进行三值分割<sup>[10]</sup>，公式如下所示：

$$s(x) = \begin{cases} 1, & g_p - g_c \geq t \\ 0, & |g_p - g_c| < t \\ -1, & g_p - g_c \leq -t \end{cases} \tag{7}$$

式中： $g_p$ 表示邻域像素灰度值； $g_c$ 代表中心像素灰度值； $t$ 为固定阈值。

依据式(7)，对整幅图像每个像素点进行 LTP 值计算，得到关于图像的 LTP 特征。但该特征存在计算维数高，对光强变化的鲁棒性差等问题。为降低 LTP 特征的维数，在式(7)中引入旋转不变 LTP 算子，其计算过程如下：

$$LTP = \min(ROR(LTP, i) | i = 0, 1, \dots, P-1) \tag{8}$$

式中  $ROR(x, i)$  函数为旋转函数，表示将  $x$  循环右移  $i(i < P)$  位。

为解决 LTP 特征固定阈值导致特征对光强变化的鲁棒性差的问题，在式(7)中提出下述动态阈值计算方法：首先，按照式(9)，得到全局最优的模型估计：

$$\theta = \arg \min_{\theta} \text{med}_{i \in N} r_i(x_i, \theta)^2 \tag{9}$$

式中： $\theta$ 为拟合模型参数； $r_i(x_i, \theta)$ 为模型第 $i$ 个点的残差； $N$ 为随机抽取的样本子集； $\text{med}$ 为中值函数。

其次，基于差分图像中像素点的灰度绝对值近似服从  $N(\mu, \sigma^2)$  分布，求得图像每个局部区域的均值  $\mu$  和标准差  $\sigma$ 。

最后，得到的动态阈值计算方法如下( $k$ 取1)：

$$s(u) = \begin{cases} 1, & g_p > \frac{\mu + \theta}{2} + k\sigma \\ 0, & g_p \in \left[ \frac{\mu + \theta}{2} - k\sigma, \frac{\mu + \theta}{2} + k\sigma \right] \\ -1, & g_p < \frac{\mu + \theta}{2} - k\sigma \end{cases} \tag{10}$$

该方法考虑了局部图像信息和图像细节的统计特征，克服了固定阈值影响算法性能的不足，提升了算法的鲁棒性。

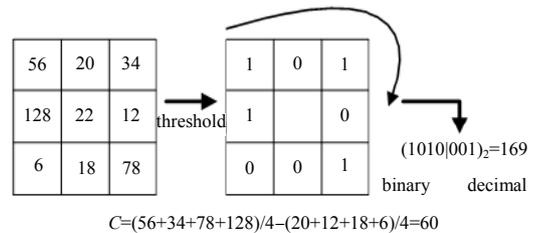


Fig.2 LBP feature calculating process  
图 2 LBP 算子计算过程

2.2 线性回归分类方法

本文将在人脸识别中得到成功应用的线性回归分类器(LRC)用于目标跟踪<sup>[11-12]</sup>,针对 LRC 存在的计算时间长和不能解决遮挡的问题,进行了 3 方面的改进:其一,把目标线性空间设定为  $n$  列,当添加到  $n$  列之后就进行替换:如果之后采样的向量相似度高于之前的某个向量的相似度,则对其进行替换,每一次替换之后对类空间中的向量相似度重新计算一次;其二,通过建立待测分布与真实分布第二范数的欧氏距离标准  $d_i$ ,判断待测分布与真实分布的相似度;其三,通过引入联合模板字典更新方法进行分类,解决了 LRC 在遮挡条件下无法正确识别的问题。目标跟踪阶段计算流程图如图 3 所示。

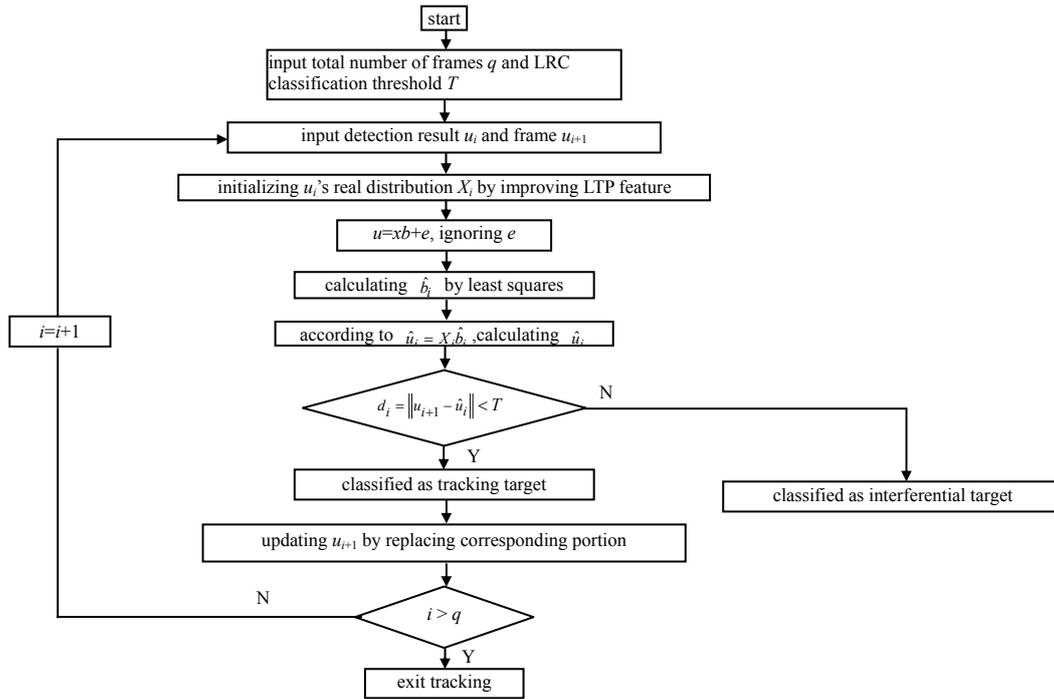


Fig.3 Flow of target tracking phase  
图 3 目标跟踪阶段计算流程图

3 实验验证

为验证新方法在光强变化场景下对动、静态目标的检测和跟踪,进行了 2 方面的实验。实验在 CPU 为 INTEL I5 4590,16 G 内存配置下的 PC 上进行,使用 OPENCV2.4.9 库,采用 C/C++语言进行编程实现。

3.1 运动目标检测方法实验

3.1.1 光照补偿模型验证

在未进行光照补偿和已进行光照补偿的情况下,使用改进 Vibe 算法进行检测的结果如图 4 所示。左侧为原始图像,中间为未进行光照补偿的改进 Vibe 算法的检测结果,右侧为光照补偿后的改进 Vibe 算法的检测结果,可以看出,经光照补偿后的检测效果良好。



Fig.4 Detection of improved Vibe algorithm  
图 4 改进 Vibe 算法检测

表 1 HSV 分量巴氏相关系数

Table1 HSV Bhattacharyya coefficient			
	H	S	V
low illumination & normal illumination	0.917 3	0.780 9	0.624 3
high illumination & normal illumination	0.816 0	0.845 5	0.676 4
low illumination & high illumination	0.691 0	0.733 9	0.530 7

在粒子滤波算法中,采用巴氏相关系数表示 3 种光强环境下 HSV 分量两两之间的相似度,其计算值如表 1 所示。从表 1 可见,在不同光强下,色调(H)分量和饱和度(S)分量的相似度高,对明度(V)分量的敏感度低,在粒子滤波算法中用此三分量进行初始化可行。

3.1.2 目标检测实验

采用本文目标检测方法得到的目标检测结果如图 5 所示。实线方框为检测结果筛选后的样本,虚线方框为通过快速非相关模板筛选方法剔除的样本。实验结果表明:提出的快速非相关模板筛选方法,有效地剔除了干扰目标;优化后的 Vibe 算法和改进粒子滤波算法,获得了图像中的动、静态样本,检测结果准确。

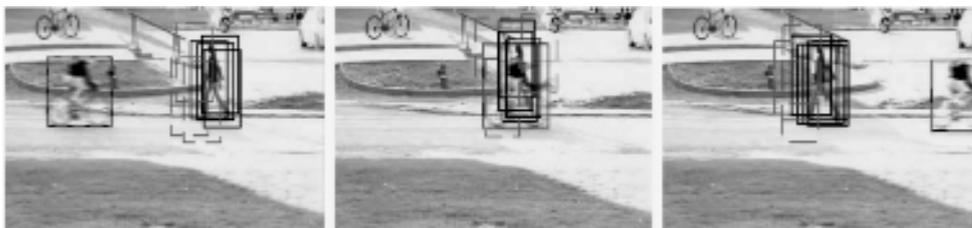


Fig.5 Results of target detection  
图 5 目标检测结果

3.2 运动目标跟踪方法实验

为验证本文跟踪方法性能，开展了下述 4 个方面的实验。

3.2.1 改进 LTP 特征实验

采用 4 种特征对图像进行纹理特征提取，其结果如图 6 所示：RGB 特征(a)、LBP 特征提取(b)、LTP 特征提取(c)、改进 LTP 特征提取(d)。

引入巴氏相关系数表示各特征对整个图像信息的贡献程度，4 种特征在不同光强下的巴氏相关系数如图 7 所示。在图 7 中，改进 LTP 特征在保持图像纹理特征的同时，针对光强变化条件，其巴氏相关系数最低值为 0.82，均高于其他 3 个特征的相应值。

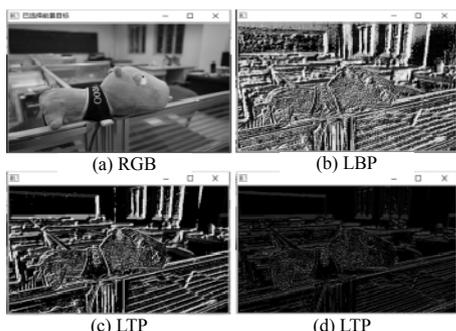


Fig.6 RGB,LBP,LTP,improved LTP  
图 6 RGB,LBP,LTP,改进 LTP 特征提取图

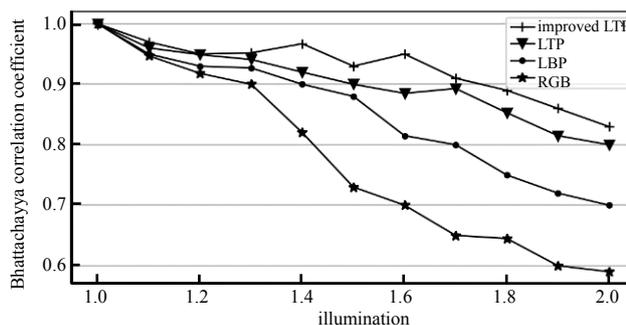


Fig.7 Featured Bhattachayya correlation coefficient  
图 7 特征巴氏相关系数

3.2.2 简单场景行人跟踪实验

实验采用简单场景下行人的视频进行测试，跟踪结果如图 8 所示。方框中行人为被跟踪目标。由图可见，在简单场景下，本文算法跟踪效果良好。



Fig.8 Moving people tracking  
图 8 行人跟踪

3.2.3 相似多目标干扰下的跟踪实验

在相似多目标干扰条件下，采用本文方法进行车辆跟踪实验，其跟踪结果如图 9 所示。方框中车辆为被跟踪目标，由图可见，采用本文方法的跟踪结果未受到相似多目标干扰，跟踪准确度高。



Fig.9 Results of multi-target interference tracking  
图 9 多目标干扰跟踪结果

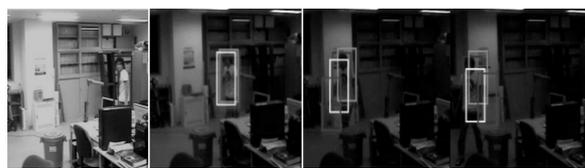


Fig.10 Tracking results  
图 10 跟踪结果

3.2.4 对比实验

本实验主要从计算结果准确度上将本文方法与传统的跟踪方法和近年来基于深度学习的跟踪方法进行比较。比较的对象为增量视觉跟踪方法(Incremental Visual Tracking, IVT)<sup>[13]</sup>、核相关滤波算法(Kernel Correlation Filtering, KCF)<sup>[14]</sup>和基于深度学习的跟踪方法<sup>[15]</sup>。测试视频数据包标准跟踪结果，该视频的光强变化效果是通过修改摄像机参数得到的。各方法的跟踪结果如图 10 所示，跟踪偏差如图 11 和表 2 所示。

表 2 中，跟踪偏差为各算法输出的跟踪目标框质心到标准目标框质心的欧式距离，该偏差值定量表示了各算

法的跟踪准确程度。从图 10 和图 11 可见，在光强变化场景下，本文方法能准确跟踪目标。从表 2 可见，本文方法的平均跟踪偏差和最大跟踪偏差均小于其他 3 种方法的相应值。

#### 4 结论

本文针对传统的运动目标跟踪算法在光强变化场景下的自适应性、计算结果的准确度以及近年的深度学习方法在训练集依赖、计算成本、训练模型等方面存在的不足，以智能交通领域光强变化场景下的行人和车辆为研究对象，研究了一种光强变化场景下的运动目标检测与跟踪新方法，自主编写了计算程序。经实验验证，该方法具有结构简单、计算结果准确度高、在光强变化下仍具有良好鲁棒性等突出优点。

#### 参考文献：

- [ 1 ] 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 algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2019,45(7):1244–1260.)
- [ 2 ] 孟球,李诚新. 近年目标跟踪算法短评—相关滤波与深度学习[J]. 中国图象图形学报, 2019,24(7):1011–1016. (MENG Lu,LI Chengxin. Brief review of object tracking algorithms in recent years: correlated filtering and deep learning[J]. Journal of Image and Graphics, 2019,24(7):1011–1016.)
- [ 3 ] 牟效乾,陈小龙,苏宁远,等. 基于时频图深度学习的雷达动目标检测与分类[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2019, 17(1):105–111. (MOU Xiaoqian,CHEN Xiaolong,SU Ningyuan.et al. Radar detection and classification of moving target using deep convolutional neural networks on time–frequency graphs[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2019,17(1):105–111.)
- [ 4 ] BARNICH O,VAN D,MARA V. A powerful random technique to estimate the background video sequences[C]// IEEE International Conference on Acoustics,Speech and Signal Proceedings. Taipei,Taiwan,China:IEEE, 2009:945–948.
- [ 5 ] 何志辉,黄山,冉耕. 一种改进视觉背景提取模型的运动目标检测算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015,36(11):2559–2562. (HE Zhihui,HUANG Shan,RAN Geng. An improved visual background extractor model for moving objects detection algorithm[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015,36(11):2559–2562.)
- [ 6 ] WENG S K,KUO C M,TU S K. Video object tracking using adaptive Kalman filter[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2006,17(6):1190–1208.
- [ 7 ] ZHOU Y,JOHANSEN A M,ASTON J A D. Bayesian model comparison via path-sampling sequential Monte Carlo[C]// 2012 IEEE Statistical Signal Processing Workshop(SSP). Ann Arbor,MI:IEEE, 2012:245–248.
- [ 8 ] ARULAMPALAM M S,MASKELL S,GORDON N,et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002,50(2):174–188.
- [ 9 ] CUI Yuxin,ZHANG Jingru,HE Zhenyu,et al. Multiple pedestrian tracking by combining particle filter and network flow model[J]. Neurocomputing, 2019,351(351):217–227.
- [10] TAN X,TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 2010,19(6):1635–1650.
- [11] NASEEM I,TOGNERI R,BENNAMOUN M. Linear regression for face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010,32(11):2106–2112.
- [12] ZHU Yan,ZHU Chaoyang,LI Xiaoxin. Improved principal component analysis and linear regression classification for face recognition[J]. Signal Processing, 2018(145):175–182.
- [13] 仇春春,李庆武,王恬,等. 一种改进的 IVT 目标跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016,53(1):107–112. (QIU Chunchun, LI Qingwu,WANG Tian,et al. An improved IVT algorithm for object tracking[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(1):107–112.)

表 2 4 种算法的跟踪偏差

Table2 Tracking deviation				
	this paper	KCF	IVT	deep learning
average deviation	9.82	14.57	17.89	32.51
maximum deviation	24.00	30.00	38.00	54.00

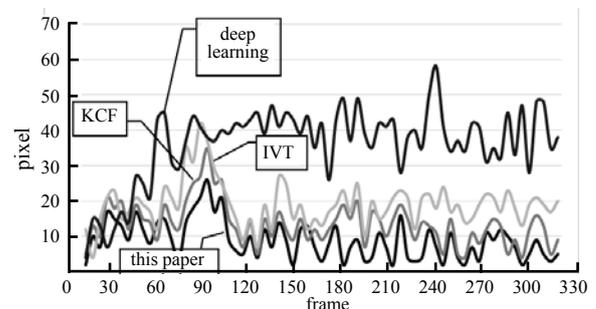


Fig.11 Tracking deviation  
图 11 跟踪偏差