

# 基于区域提取与改进 LBP 特征的运动目标检测

辛元雪 史朋飞 薛瑞阳

河海大学物联网工程学院 江苏 常州 213022

**摘要** 树叶晃动、光照变化等自然场景下的动态背景会影响运动目标检测的准确性,区分动态背景和前景目标的变化是复杂场景下运动目标检测的首要任务。针对现有的前景提取算法逐点提取前景从而导致计算资源浪费的问题,提出了一种区域提取与改进 LBP(Local Binary Patterns)纹理特征相结合的运动目标检测算法。首先,将图像分为大小相等的图像块,利用各图像块的统计特性建立核密度估计(Kernel Density Estimation, KDE)模型,并用 KDE 模型估计出前景区域。然后,计算前景块中所有像素点的改进 LBP 纹理特征直方图。最后,通过直方图匹配提取所有的前景像素实现目标的精确提取,并用概率模型更新背景。实验结果表明,该方法在快速提取运动目标前景区域的同时能够消除大部分动态背景产生的干扰,相比传统算法更适用于自然场景下的运动目标检测。

**关键词:**运动目标检测;动态背景;KDE;区域提取;LBP 纹理特征

**中图法分类号** TP391.41

## Moving Object Detection Based on Region Extraction and Improved LBP Features

XIN Yuan-xue, SHI Peng-fei and XUE Rui-yang

College of Internet of Things Engineering, Hohai University, Changzhou, Jiangsu 213022, China

**Abstract** Detection accuracy of moving object is dramatically affected by the dynamic natural background, for instance, the shaking leaves and varying illumination. Therefore, it is essential to distinguish between the dynamic background and the foreground moving object. The existing foreground extraction algorithm extracts the foreground point by point, which leads to a waste of computing resources. This paper proposed a novel moving object detection algorithm based on region extraction and improved Local Binary Patterns (LBP). First, the image is divided into several image blocks of same size, and the Kernel Density Estimation (KDE) model is established according to the statistical characteristics of these image blocks. The foreground region is estimated by the KDE model. Then, the improved LBP texture feature histogram of all pixels in the foreground block is obtained. By matching the histogram, all the foreground pixels are extracted, and the background is updated with a probabilistic model. The experimental results show that the proposed method can quickly extract the foreground region of moving target and eliminate most of the interference caused by dynamic background. Compared with the traditional algorithm, the proposed method is more suitable for moving object detection in natural scenes.

**Keywords** Moving object detection, Dynamic background, Kernel density estimation, Region extraction, Local binary patterns texture features

## 1 引言

运动目标检测(Moving Object Detection, MOD)是计算机视觉处理的重要内容,在目标追踪、视频监控、异常行为分析等领域有着广泛应用<sup>[1-4]</sup>。然而,MOD 在自然场景中的应用受到光照变化、树叶摇摆、阴影变化等背景干扰。为此,研究者提出了多种解决方法,如光流法、多特征融合法、背景差分法、三帧差分法<sup>[5]</sup>等。光流法通过构造像素的运动矢量来提取运动目标<sup>[6-7]</sup>,但其存在计算量大和对光照变化敏感等问题。

题。多特征融合法主要通过融合运动像素的时空信息来提取前景目标<sup>[8-11]</sup>,但该方法对时间域变化比较敏感,且对空间对比度要求较高。背景差分法因具有计算复杂度低、检测精度高等优点,逐渐成为 MOD 广泛应用的方法之一。

背景差分法的检测结果主要取决于背景模型的准确性,一个理想的背景模型应该能够克服动态背景变化的影响,因此,如何建立一个稳健的背景模型是背景差分法的研究热点<sup>[12-14]</sup>。背景差分法主要分为基于像素的方法和基于局部区域特征的方法。基于像素的方法是将运动目标当作一系列

到稿日期: 2020-06-22 返修日期: 2020-08-30

基金项目:国家自然科学基金(61801168,61801169);江苏省自然科学基金(BK20170305)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61801168, 61801169) and Jiangsu Province Natural Science Foundation(BK20170305).

通信作者:辛元雪(xinx@hhu.edu.cn)

独立的像素进行处理,如基于高斯混合模型(Gaussian Mixture Model, GMM)的处理方法<sup>[15]</sup>。基于局部区域特征的方法利用局部像素的特征进行背景建模,如基于ViBe模型的背景建模方法<sup>[16-18]</sup>。GMM模型需要大量的训练帧以确定模型参数,因此在训练帧不足的情况下,GMM的检测结果将包含大量噪声,同时无法解决其固有参数计算耗时多的问题,且忽略了像素间的局部关系<sup>[19-20]</sup>。而基于局部区域特征的方法充分利用了像素的邻域信息进行背景建模,构建的背景模型更精确,如Elgammal等提出利用运动检测的KDE来计算背景像素的概率<sup>[21]</sup>;Liu等将KDE模型扩展到时空域,提出显著性映射(Information Saliency Map,ISM),用于提取前景像素<sup>[22]</sup>。基于KDE的方法无需训练帧来学习背景,但计算复杂度仍较高。Barnich等提出了一种经典的ViBe模型<sup>[16]</sup>,该模型利用初始帧中像素邻域的随机采样点构造背景模型。ViBe算法简单有效,但当初始帧中有移动目标时会出现“重影”现象,且这些背景建模方法在自然环境下受光照变化影响较大。

为了消除光照变化的影响,研究者提出基于局部二值模式(LBP)的背景建模方法<sup>[23-24]</sup>。LBP算子是纹理特征的描述算子,具有灰度不变的特点,但其对噪声较为敏感。因此,研究者对LBP纹理特征进行了改进,如将局部梯度模式(Local Gradient Patterns,LGP)和LBP相结合<sup>[25]</sup>、Haar局部二值模式(Haar-like Local Binary Pattern,HLBP)<sup>[26]</sup>、小波变换结合HLBP<sup>[27]</sup>、中心对称LBP(Center Symmetric Local Binary Pattern,CSLBP)<sup>[28]</sup>等。上述算法在改进LBP纹理特征时,均需将LBP与其他特征结合,虽能有效消除光照变化的影响,却大大增加了计算复杂度,且目前大多数前景检测算法均属于“像素级”方法,此类算法对图像中所有的像素点逐个进行判别,这种方式很容易对动态背景的像素点产生误判,而且将大量的计算资源消耗在具有明显时空特征的背景像素点上。

针对现有研究存在的问题,本文提出了一种基于区域提取和改进LBP的MOD算法。本文的主要贡献有:1)采用KDE模型以及图像分块,快速提取前景区域,降低提取前景像素的计算复杂度;2)改进了LBP纹理特征,使其对噪声不敏感;3)在改进LBP和图像分块的基础上,提出了一种动态背景下准确提取运动目标的新方法。

## 2 基于改进LBP特征的分块运动目标检测

为了降低计算复杂度,减少噪声和动态背景变化对检测结果的影响,本文提出一种基于改进LBP特征的分块运动目标检测模型,如图1所示。该模型主要包括运动目标的前景区域分割、利用改进LBP纹理特征描述算子对前景像素进行精确提取等。

统计特征不会发生显著变化。若有一个运动对象通过该背景区域图像块,例如运动的汽车,则该块的统计特性将发生较大的变化。本文采用KDE模型来估计该块统计特征的变化,KDE的公式如下<sup>[21]</sup>:

$$P(x_t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} e^{-\frac{1}{2}\frac{(x_t - x_i)^2}{\sigma_i^2}} \quad (1)$$

其中, $x_t$ 是在 $t$ 时刻的图像块的统计特性,本文将块的灰度均值作为块的统计特征。 $N$ 为连续采样帧数, $x_i$ 为第 $i$ 帧采样。 $\sigma_i$ 是由相邻帧之间绝对差中位数计算出的核宽。对于当前图像中选定的图像块,利用式(1)计算出表征该块统计特征的一个概率值,且该值与当前块属于前景区域的概率成反比。分块操作的另一个优点是可以消除孤立噪声的影响。

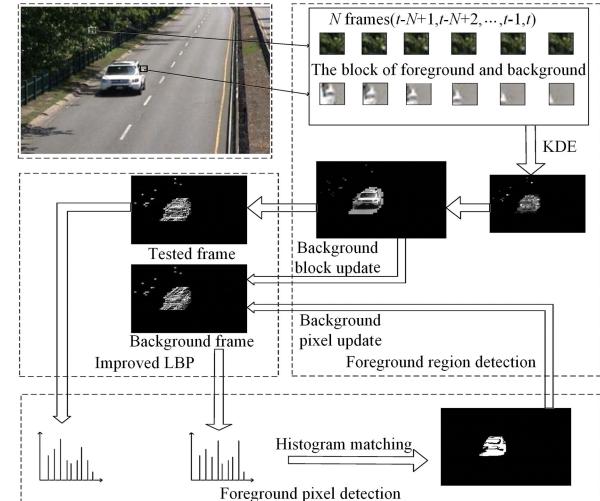


图1 本文算法模型

Fig. 1 Model of the proposed algorithm

假设不同运动目标对图像块的影响是不同的,则可提取所有图像块形成前景区域。在提取出前景区域后,需要将前景区域中的像素进一步分为背景像素和前景像素。为了实现像素的精确分类,本文提出了改进的LBP纹理特征。

### 2.1 改进的LBP纹理特征

#### 2.1.1 传统LBP纹理特征

LBP是一种描述图像局部纹理特征的算子,具有灰度不变性,对光照变化有很好的鲁棒性。LBP可用以下公式计算<sup>[24]</sup>:

$$LBP_{P,R}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{P-1} s(g_p - g_c) \times 2^p \quad (2)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中, $g_c$ 表示像素点 $(x_c, y_c)$ 的灰度值。以像素点 $(x_c, y_c)$ 为圆心,半径 $R$ 的圆区域称为像素点 $(x_c, y_c)$ 的邻域, $g_p$ 为邻域像素点的灰度值, $P$ 表示邻域像素点的数目。由式(2)可知,LBP的值仅与像素点灰度值的相对大小有关,因此当光照发生变化时,虽然各像素点的灰度值均发生变化,但中心点像素与其邻域像素灰度值的相对大小不变,故LBP对光照变化具有较好的鲁棒性。但是,当相邻像素的灰度值接近中心像素的灰度值时,噪声有可能会改变这种相对大小的关系,导致同一位置的像素点在不同时刻出现LBP编码不一致的情况,因此传统LBP对噪声较为敏感。

#### 2.1.2 改进的LBP纹理特征

为了解决传统LBP算子易受噪声影响的问题,本文提出了一种改进的LBP特征算子。假设 $b_c$ 表示参考帧中像素点 $(x, y)$ 的灰度值(本文参考帧是背景模型帧),则改进LBP(IL-BP)为:

$$ILBP_{p,k}(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p' - g_c) \times 2^p \quad (4)$$

$$g_p' = \begin{cases} g_p + (g_c - b_c), & |g_c - b_c| < Th_1 \\ g_p, & |g_c - b_c| \geq Th_1 \end{cases} \quad (5)$$

其中,  $Th_1$  为噪声容纳阈值。由式(4)可知, 改进的 LBP 算子仅与相邻像素与中心像素灰度值的相对大小有关, 不受噪声影响。图 2 是计算改进 LBP 纹理特征的示例, 图 2(a)是参考帧中像素点  $(x, y)$  及其 8 个邻域像素点的灰度值, 图 2(b)是当前帧中对应位置像素的灰度值。根据上述灰度变化一致性的假设, 当前帧中相邻像素的理想灰度值如图 2(c)所示。然而运动物体和噪声会改变理想的灰度值。将图 2(c)与图 2(b)中的实际灰度值进行比较, 如果灰度值的变化小于噪声阈值  $Th_1$ , 则使用理想灰度值计算 LBP 值, 否则使用实际灰度值。图 2(d)的基本 LBP 特性是图 2(b)的改进 LBP 特性。

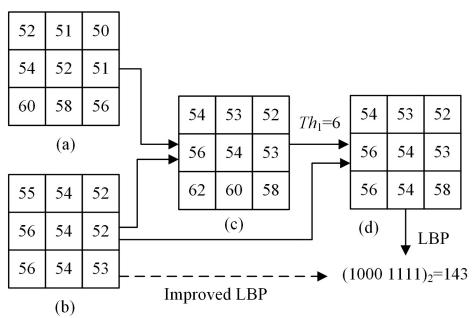


图 2 改进的 LBP 纹理特征

Fig. 2 Improved LBP texture feature

## 2.2 前景像素提取

在前述过程的基础上, 需要根据文献[29]中的方法初始化背景, 然后用概率模型提取前景像素。对于要提取的帧, 首先提取前景区域, 然后利用文献[23]中的重叠窗口结构将前景区域划分为大小相等的多个窗口。在每个窗口中, 都可获得两种直方图, 一种是对当前帧改进的 LBP 归一化直方图, 用  $H_C$  表示, 另一种是同一位置背景模型的 LBP 归一化直方图, 用  $H_B$  表示。两个直方图之间的卡方距离可用式(6)计算:

$$d = \sum_i \frac{(H_C(i) - H_B(i))^2}{H_C(i) + H_B(i)} \quad (6)$$

每个窗口用式(7)标记:

$$w = \begin{cases} w_f, & d > Th_2 \\ w_b, & d \leq Th_2 \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $w_f$  代表前景候选窗口,  $w_b$  代表背景候选窗口, 阈值  $Th_2$  取 0.4。前景/背景候选窗口意味着窗口中的像素被视为前景/背景候选像素。

由于窗口部分重叠, 每个像素都包含在多个窗口中。对于前景区域中的某个像素  $(x, y)$ , 可利用式(8)计算包含像素  $(x, y)$  在内的所有窗口中前景候选窗口所占的比例。

$$P_t(x, y) = \frac{w_f(x, y)}{w_{\text{total}}(x, y)} \quad (8)$$

其中,  $w_f(x, y)$  是包含像素  $(x, y)$  的前景候选窗口的数量,  $w_{\text{total}}(x, y)$  是包含像素  $(x, y)$  的窗口的总数。根据该比例将前景区域中的像素分为前景像素和背景像素。提取前景像素后, 剩余的背景像素按照下式进行背景更新:

$$B_t(x, y) = P_t(x, y)B_{t-1}(x, y) + [1 - P_t(x, y)]I_t(x, y) \quad (9)$$

其中,  $B_t(x, y)$  表示更新后的背景模型,  $B_{t-1}(x, y)$  表示更新前的背景模型,  $I_t(x, y)$  为当前像素点的灰度值。

## 3 实验结果及对比分析

### 3.1 实验结果

实验采用 CDNET 测试数据集中的 highway 数据作为验证对象, 对测试数据集中第 416 帧和第 426 帧图像分别采用改进的 LBP 纹理特征与传统 LBP 特征编码进行验证。在两个帧上的同一位置分别取图像块, 并采用传统 LBP 和改进 LBP 计算图像块的归一化直方图, 根据式(6)计算得到传统 LBP 的卡方距离为 5.6633, 而改进后 LBP 的距离约为 0.0003, 这说明改进的 LBP 具有更强的抗噪声能力和较好的去噪效果。前景区域提取结果和最终检测结果如图 3 所示。

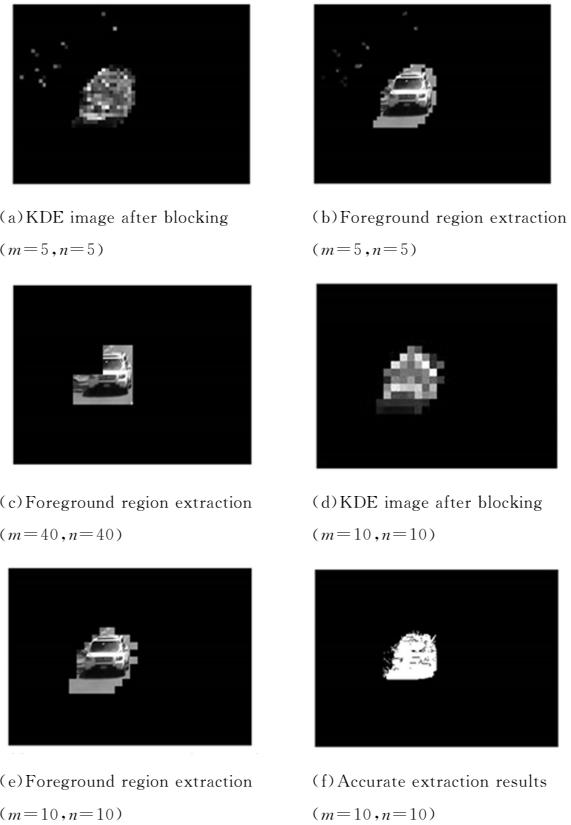


图 3 前景区域提取及最终结果

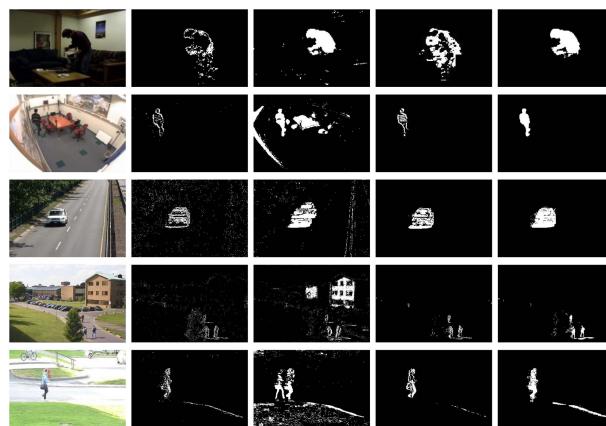
Fig. 3 Foreground region extraction and final result

图 3(a)—图 3(e) 显示了不同分块情况下(块大小为  $m \times n$ )KDE 和前景区域提取的结果。KDE 图像中指定块的亮度归一化表示该块是前景块的概率。图 3(f) 是前景像素提取的最终结果。实验结果表明, 本文提出的算法提高了 LBP 的抗噪声性能, 取得了较好的检测效果。

### 3.2 对比实验

本实验将所提方法与现有的一些基于基准数据集(如 Time of Day (TOD), Intelligent Room (IR), Highway, PETSc2001, Pedestrians)的方法进行了对比。基准数据集如图 4 的第 1 列所示。图 4 的第 1 行是具有渐变光的数据集 TOD; 第 2 行是数据集 IR, 其中镜子的反射光将随人的移动

而改变;第3行的数据集 Highway 中有树叶扰动;第4行是包含多个移动对象的数据集 PETSc2001,其中有强烈的树叶抖动和显著的照明变化;第5行是数据集 Pedestrians,行人从阴影区域进入灯光区域,一些背景区域的照明稍有变化。对于 Highway 和 Pedestrians 数据集,选择含有运动目标的帧作为初始帧。用于对比的算法有 GMM<sup>[15]</sup>、ViBe<sup>[16]</sup>和传统 LBP<sup>[30]</sup>。



(a) 原始帧图像 (b) GMM (c) ViBe (d) 传统 LBP (e) 本文方法

图 4 检测结果

Fig. 4 Experiment results

从图 4(b)可以看出,GMM 算法的检测结果具有准确的目标轮廓,但提取的前景表面存在“空洞”,且在图 4(b)的第3行和第4行中,检测结果的背景中存在大量噪声,这是由于没有足够的训练帧来确定 GMM 所需的参数。图 4(c)是 ViBe 算法的检测结果,ViBe 在一定程度上解决了“空洞”问题。然而在图 4(c)的第3行和第5行,检测结果中会出现“鬼影”现象,这是由于用于初始化背景模型的第1帧包含移动对象。同时,ViBe 的检测结果受采样点数的限制,只有采样点趋于无穷大时,才能最准确地描述场景,但这在实际应用中是无法实现的。将 LBP 与本文提出的前景区域提取相结合,检测结果如图 4(d)所示,可知检测结果与动态背景的变化相适应,但在运动目标中仍然存在一些“空洞”,特别是在图 4(d)的第一行最为明显。图 4(e)所示的检测结果表明,本文提出的算法不仅消除了动态背景像素的干扰,而且检测到了更完整的运动目标。与目前大多数传统算法相比,本文提出的算法通过提取前景区域,降低了计算复杂度,消除了动态背景干扰。为了进一步说明该算法的优越性,接下来对检测结果进行定量分析。

### 3.3 评价指标对比

本文对几种算法在 TOD 和 IR 数据集上进行了定量分析,结果如表 1 和表 2 所列。

表 1 场景 1 的评价指标

Table 1 Evaluation results of the first scene

Indicators	GMM	ViBe	LBP	Proposed
$Re$	0.2392	0.5632	0.4767	0.6097
$Sp$	0.9968	0.9955	0.9778	0.9971
$FPR$	0.0032	0.0045	0.0222	0.0080
$FNR$	0.7608	0.4368	0.5233	0.3903
$PWC$	0.0753	0.0457	0.0698	0.0379
$PRE$	0.8864	0.9287	0.6935	0.9867
$F$	0.3767	0.7012	0.5650	0.7537

表 2 场景 2 评价指标

Table 2 Evaluation results of the second scene

Indicators	GMM	ViBe	LBP	Proposed
$Re$	0.2528	0.8744	0.4515	0.9586
$Sp$	0.9983	0.9377	0.9970	0.9982
$FPR$	0.0018	0.0623	0.0010	0.0018
$FNR$	0.7472	0.1226	0.5485	0.1414
$PWC$	0.0146	0.0634	0.0105	0.0025
$PRE$	0.7257	0.1986	0.8889	0.9016
$F$	0.3750	0.3239	0.5988	0.9292

由表 1、表 2 可见,GMM 算法具有较高的背景识别率,这是因为 GMM 算法错误地将许多前景像素作为背景像素进行检测,牺牲了前景识别率,提高了背景识别率。因此 GMM 背景提取的评价指标有较好的性能,但前景像素提取的相关评价指标较差,综合评价指标 F 的测度最低。而 ViBe 算法对背景的初始化依赖性强,检测效果不稳定,在场景 1 中有较好的综合指标 F 测度,而在场景 2 中的 F 测度则较差。与 GMM 算法相反,ViBe 算法检测时将大量背景像素判定为前景像素,因此其漏检率低,但精度也较低。结合本文提出的前景提取算法,传统 LBP 算法具有较高的背景识别率,但由于 LBP 算法自身的缺陷,导致其提取的前景对象不完整。本文提出的算法将图像分为前景区域和背景区域,背景区域的噪声由于图像的分割被大量消除,使得背景识别率较高,假阴性率较低。该方法的不足主要表现在前景边缘像素点的检测上。在提取前景像素的过程中,前景对象边缘的窗口既包含前景像素又包含背景像素,因此可能会对边缘的像素进行错误分类。然而,由于误分类的像素所占比例较低,因此本文提出的方法在各个指标上都有较好的性能。

**结束语** 本文提出了一种基于区域提取和改进 LBP 的 MOD 算法。在提取前景区域的过程中,首先分为大小相等的图像块,利用 KDE 模型对前景区域进行估计,然后通过改进的 LBP 直方图匹配,准确地提取出前景像素。实验证明了该算法对动态背景和噪声干扰具有鲁棒性。在前景提取过程中,检测结果取决于块的大小,块越大则计算速度越快,噪声去除越明显,但会错过一些较小的运动目标。块越小则提取的目标区域越精确,但会增加计算量并降低动态背景对噪声的处理能力。因此,如何确定合适的块大小,或者根据图像内容实现自适应的分块是后续研究需要继续解决的问题。

## 参 考 文 献

- JAVED S, MAHMOOD A, ALMAADEED S, et al. Moving Object Detection in Complex Scene Using Spatiotemporal Structured-Sparse RPCA [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(2): 1007-1022.
- REZAEI B, Ostadabbas S. Moving Object Detection Through Robust Matrix Completion Augmented With Objectness [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(6): 1313-1323.
- ELTANTAWY A, SHEHATA M S. An Accelerated Sequential PCP-Based Method for Ground-Moving Objects Detection From Aerial Videos [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(12): 5991-6006.

- [4] ZHENG P, BAI H Y, LI Z M, et al. Design of accurate detection and tracking algorithm for moving target under jitter interference [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11):90-98.
- [5] HAO X L, LIU W, NIU B N, et al. High-Efficiency Detection Algorithm for Moving Targets Based on Adaptive Learning Rate [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2020, 49(1):123-130.
- [6] SENGAR S S, MUKHOPADHYAY S. Moving object area detection using normalized self-adaptive optical flow [J]. Journal for Light and Electronoptic, 2016, 127(16):6258-6267.
- [7] XI Y, JIA K, SUN Z, et al. A Moving Object Detection Algorithm Based on a Combination Optical Flow and Edge Detection [C]// Intelligent Data Analysis. 2016:130-137.
- [8] GUO C, ZHANG L. A Novel Multiresolution Spatiotemporal Saliency Detection Model and Its Applications in Image and Video Compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(1):185-198.
- [9] GUO Y, LI Z, LIU Y, et al. Video Object Extraction Based on Spatiotemporal Consistency Saliency Detection [J]. IEEE Access, 2018, 6:35171-35181.
- [10] ABBASIFARD M R, NADERI H, ALAMDARI O I, et al. Efficient Indexing For Past and Current Position of Moving Objects on Road Networks [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 19(9):2789-2800.
- [11] LU J, WANG Z, ZHU J. Space-time multiscale based moving object detection method [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2017, 35(1):98-102.
- [12] PANDO A G, MURGUÍA M I. Analysis and Trends on Moving Object Detection Algorithm Techniques [J]. IEEE Latin America Transactions, 2019, 17(11):1771-1783.
- [13] ELHARROUSS O, MOUJAHDID D, TAIRI H. Moving object detection with an adaptive background model [C]// Intelligent Systems and Computer Vision. 2017.
- [14] ROMERO J D, LADO M J, MENDEZ A J, et al. A Background Modeling and Foreground Detection Algorithm Using Scaling Coefficients Defined With a Color Model Called Lightness-Red-Green-Blue [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(3):1243-1258.
- [15] STAUFFER C, GRIMSON W E. Adaptive background mixture models for real-time tracking [C]// Computer Vision and Pattern Recognition. 1999:246-252.
- [16] BARNICH O, VAN DROOGENBROECK M. ViBe: A Universal Background Subtraction Algorithm for Video Sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20 (6): 1709-1724.
- [17] KRYJAK T, KOMORKIEWICZ M, GORGON M, et al. Real-time implementation of foreground object detection from a moving camera using the ViBe algorithm [J]. Computer Science and Information Systems, 2014, 11(4):1617-1637.
- [18] TAO H, LU X. Automatic smoky vehicle detection from traffic surveillance video based on vehicle rear detection and multifea-
- ture fusion [J]. IET Intelligent Transport Systems, 2019, 13(2): 252-259.
- [19] NIRANJIL K A, SURESHKUMAR C. Background Subtraction in Dynamic Environment based on Modified Adaptive GMM with TTD for Moving Object Detection [J]. Journal of Electrical Engineering & Technology, 2015, 10(1):372-378.
- [20] EVANGELIO R H, PATZOLD M, KELLER I, et al. Adaptively Splitted GMM With Feedback Improvement for the Task of Background Subtraction [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2014, 9(5):863-874.
- [21] ELGAMMAL A, HARWOOD D, DAVIS L S, et al. Non-parametric Model for Background Subtraction [C]// European Conference on Computer Vision. 2000:751-767.
- [22] LIU C, YUEN P C, QIU G, et al. Object motion detection using information theoretic spatio-temporal saliency [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11):2897-2906.
- [23] HEIKKILA M, PIETIKAINEN M. A texture-based method for modeling the background and detecting moving objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(4):657-662.
- [24] DING Y, LI W H, FAN J T, et al. Robust moving object detection under complex background [J]. Computer Science and Information Systems, 2010, 7(1):201-210.
- [25] CHAKRABORTI T, CHATTERJEE A. A novel binary adaptive weight GSA based feature selection for face recognition using local gradient patterns, modified census transform, and local binary patterns [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2014, 33:80-90.
- [26] KIM B, CHOI J, JOO S, et al. Errata: Haar-like compact local binary pattern for illumination-robust feature matching [J]. Journal of Electronic Imaging, 2012, 21(4):49801-49801.
- [27] PARCA G, TEIXEIRA P, TEIXEIRA A, et al. All-optical image processing and compression based on Haar wavelet transform [J]. Applied Optics, 2013, 52(12):2932-2939.
- [28] XUE G, SUN J, SONG L. Dynamic background subtraction based on spatial extended center-symmetric local binary pattern [C]// IEEE International Conference on Multimedia & Expo. IEEE, 2010.
- [29] ZHANG E, LI Y, DUAN J. Moving object detection based on confidence factor and cslbp features [J]. The Imaging Science Journal, 2016, 64(5):253-261.
- [30] GOYAL K, SINGHAI J. Texture-based self-adaptive moving object detection technique for complex scenes [J]. Computers & Electrical Engineering, 2016, 70:275-283.



**XIN Yuan-xue**, born in 1987, Ph.D, lecturer. Her main research interests include communication system, information acquisition and processing.