

## 复杂背景下基于 Vibe 和改进 LBP 的运动目标检测算法

陈玮琳<sup>1,2,3</sup>, 袁莉娅<sup>1,2,3</sup>, 李争<sup>1,3\*</sup>, 王健<sup>1,2,3</sup>, 谭畅<sup>1,2,3</sup><sup>1</sup>中国科学院上海技术物理研究所, 上海 200083;<sup>2</sup>中国科学院大学, 北京 100049;<sup>3</sup>中国科学院红外探测与成像技术重点实验室, 上海 200083

**摘要** 在雨雪纷飞、不停波动的湖面等自然背景下,运动目标检测的准确性会受到巨大影响。因此,在动态背景中将前景目标准确地提取出来是复杂场景下运动目标检测的首要任务。针对现有 visual background extractor (Vibe)算法在复杂背景下检测效果较差且易受光照变化影响的问题,提出了一种将 Vibe 算法与改进局部二值模式(LBP)特征算子结合的运动目标检测算法。首先,计算并保存每一帧的 LBP 值图像,采用相邻帧补偿策略稳定图像,减少光照对灰度值的影响。然后,使用 Vibe 算法建立背景模型,用改进的 LBP 值代替灰度值来进行前景检测。最后,进行形态学操作得到最终的前景目标。实验结果表明,所提算法和其他传统算法相比,对动态背景的抑制效果好,对比原始 Vibe 算法召回率平均提升 25.6%,准确率平均提升 12.5%,误检率平均降低 22.6%。

**关键词** 图像处理; 复杂背景; 背景建模; visual background extractor 算法; 局部二值模式纹理特征

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213062

## Moving Target Detection Algorithm Based on Vibe and Improved LBP in Complex Background

Chen Weilin<sup>1,2,3</sup>, Qiu Liya<sup>1,2,3</sup>, Li Zheng<sup>1,3\*</sup>, Wang Jian<sup>1,2,3</sup>, Tan Chang<sup>1,2,3</sup><sup>1</sup>Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;<sup>2</sup>University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;<sup>3</sup>Key Laboratory of Infrared System Detection and Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China

**Abstract** The accuracy of moving target detection will be significantly impacted by environmental conditions including rain, snow, and continually changing lake surfaces. Therefore, the main task of moving target identification in complicated scenarios is precisely identifying foreground targets from dynamic backgrounds. A moving target identification approach combining the visual background extractor (Vibe) algorithm with the improved local binary mode (LBP) feature operator is suggested in order to address the issue that the current Vibe algorithm has poor detection performance under complicated backdrops and is easily affected by changes in illumination. First, the LBP value image of each frame is calculated and saved, and the adjacent frame compensation strategy is used to stabilize the image to reduce the influence of illumination on the gray value. The background model is then created using the Vibe algorithm, and the foreground target is then obtained by performing morphological operations after replacing the gray value with an improved LBP value for foreground detection. The experimental results show that, compared with other traditional algorithms, the proposed method has a good suppression effect on the dynamic background. The recall rate has increased by an average of 25.6%, the accuracy rate has been increased by an average of 12.5%, and the false detection rate has been reduced by an average of 22.6% when compared to the original Vibe algorithm.

**Key words** image processing; complex background; background modeling; visual background extractor algorithm; local binary mode texture feature

## 1 引言

随着社会经济和计算机视觉技术的不断发展,智

能监控系统在人们的日常生活中越来越常见,运动目标检测也在越来越多的领域得到广泛的应用,但是现实场景中,自然环境复杂多变,经常会出现目标丢失<sup>[1]</sup>

收稿日期: 2021-11-25; 修回日期: 2021-12-06; 录用日期: 2021-12-21; 网络首发日期: 2022-01-09

通信作者: lizheng\_sitp@163.com

及动态背景不能彻底<sup>[2]</sup>等问题。前景目标检测算法(FTDA)包括传统算法<sup>[3-7]</sup>和深度学习算法<sup>[8-10]</sup>;深度学习算法需要更多的先验信息、监督信息和人工标注且对设备的要求高,导致成本更高,并且监控场景发生变化时,又需要进行大量重复训练,无法满足实时性要求;传统算法无需大量的先验信息和监督,并且场景迁移能力好,实时性也更好<sup>[11]</sup>。

传统的FTDA可分为帧间差分法、光流法和背景建模方法<sup>[12-13]</sup>。但是光流法在数据量较大的时候没有办法满足实时性的要求,因此帧间差分法和背景建模方法的使用要更为广泛一些,其中最为常用的两种为基于混合高斯模型的方法和visual background extractor(Vibe)算法。Gaussian mixture model(GMM)<sup>[14]</sup>通过对多个单高斯背景模型进行拟合,对场景中波动的物体有良好的处理效果,但是需要大量训练帧来确定参数模型,耗时比较多,并且检测结果包含较多噪声。Vibe<sup>[15]</sup>是一种无参数模型,以随机化的方式建立背景模型,因此建模速度快,但是传统的Vibe存在3个局限性:动态背景下的噪声问题、鬼影问题和目标粘附问题。且由于背景建模经常应用在自然环境下,光照变化会对建模结果产生很大影响。

对于光照变化所带来的问题,为了减少甚至消除光照变化带来的影响<sup>[16]</sup>,研究者们提出了一种基于局部二值模式(LBP)的背景建模方法<sup>[17-18]</sup>。例如:将局部梯度模式和LBP这两种特征相结合进行人脸识别<sup>[19]</sup>;结合小波变换和LBP提取复杂光照下人脸图像的对数域特征来进行人脸识别<sup>[20]</sup>。灰度单调的变化是不会导致LBP值发生改变的,也不会出现高斯背景建模时出现的斑点噪声。但是大部分的研究者使用LBP算子时都将其与其他的特征进行了结合,因而大大增加了计算时间及计算的复杂程度。

因此针对背景建模受光照影响大的问题,本文提出了一种将Vibe和改进的LBP相结合的背景建模方法。原始的LBP运动目标检测时容易出现带状噪声,因此对LBP算子进行改进,计算并保存每一帧的LBP值图像,并将其与参考模型进行对比。考虑到Vibe能够快速建立模型,因此先使用Vibe算法建立背景模型,并进行前景检测。最后通过腐蚀及膨胀操作得到最终的前景目标。所提方法不仅较好地抑制了鬼影问题和动态背景,且对检测结果进行了优化,提高了前景的召回率和准确率,降低了误检率,对雨雪、摆动的草木和闪烁的湖面等复杂场景也具有一定的鲁棒性。

## 2 基于Vibe和改进的LBP的运动目标检测

### 2.1 Vibe算法

Vibe算法是一种无参数模型的背景建模算法,该算法对初始帧的相邻像素使用随机策略的方法来更新

背景,能够快速建立模型,并且有着不错的目标提取效果,因此被应用到多种场合之中。该算法的具体流程如下:

1) 模型的定义。Vibe的背景模型通过给每一个像素定义一个含有多个背景样本的集合实现。

2) 模型初始化。Vibe算法的初始化仅使用一帧图像就能完成,因为背景的任意一个像素点的值与其邻域内的像素点的值有一个相似的时域分布,所以选择图像中的每一个像素点来填充背景模型中的样本值时都可以随机选择其邻域点的像素值<sup>[21]</sup>。

3) 像素的判别。Vibe算法的背景模型对前景像素点出现次数进行统计,若次数大于给定的预设阈值,则认为当前帧该点为背景模型。

4) 模型的更新。采用随机的二次采样,满足先入先出的原则。由于是等概率随机地更新样本,这使得样本的停留时间随时间不断衰减,减少了短时间内场景中波动带来的影响。

5) 空间传播。与初始化的时候类似,也考虑了局部空间的一致性,随机选择一个该像素点邻域的背景模型来进行更新。

### 2.2 传统的LBP

LBP是一种灰度级不变的纹理特征提取方法,其计算简单,具有旋转不变性,并且对光照变化有很好的鲁棒性,是纹理分析的有力工具。LBP的基本思想是利用中心像素的灰度值作为参考阈值,将中心像素与它相邻的8个像素点的灰度值进行比较,这样即可得到8位二进制码,再转换成十进制数,也就得到了该窗口的LBP值,并且使用这个值来表述局部的纹理特征。

最简单的LBP算法的计算过程如图1所示,该 $3 \times 3$ 的窗口内,其中心像素的灰度值为23,以其为阈值,周围相邻的8个像素从左上角的第1像素值开始分别为86、102、32、35、46、57、17、66,以顺时针的顺序依次与中心像素进行数值大小比较,如图1(a)所示,得到1、1、1、1、1、1、0、1,即进行二值化处理,如图1(b)所示。最后将二值化的结果11111101二进制序列分别与加权相乘,得到的十进制数191即为当前中心像素的LBP值<sup>[22]</sup>,如图1(c)所示。该过程可以描述<sup>[16]</sup>为

$$LBP_{n,r}(x,y) = \sum_{n=0}^{n-1} s(g_n - g_c) \times 2^n, \quad (1)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}, \quad (2)$$

式中:假设中心像素的位置坐标为 $(x,y)$ ,半径为 $r$ 区域中的像素点个数为 $n$ ,这些像素点即为该中心像素的邻域像素; $g_n$ 为邻域像素的灰度值; $g_c$ 为中心像素的灰度值。式(2)则是二值化处理过程,将邻域像素与中心像素进行比较,最后再进行编码,将二进制的字符串转化为十进制数。

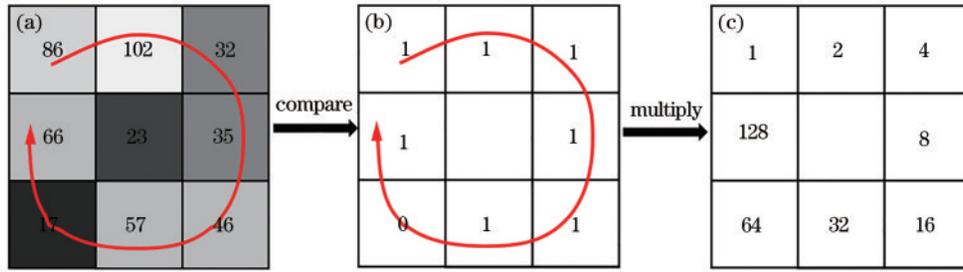


图 1 传统的 LBP 值的计算过程。(a)原始的 3×3 图像;(b)与中心像素比较后差值的二值化处理;(c)对应位置的加权相乘  
Fig. 1 Calculation process of traditional LBP value. (a) Original 3×3 image; (b) binarization of difference value after comparison with central pixel; (c) weighted multiplication of corresponding positions

### 2.3 改进的 LBP 算子

在纹理分析方面,虽然 LBP 算子的灰度尺度鲁棒性好,也就是光照条件下的鲁棒性好,并且计算速度也较快。但是在传统 LBP 中,如果邻域像素的灰度值与中心像素灰度值的数值相近,就极易容易改变中心像素与相邻像素的灰度值的相对大小,就会导致同一个像素点的 LBP 值不断地发生变化。并且对于雨点、雪花、草木的晃动、水面的闪烁带来的运动背景,它们的灰度值大部分都在一定区间内变化。

因此为了克服这种易受噪声影响的缺陷,本研究提出了一种改进的 LBP 算子——stable LBP (SLBP)。假设  $h_c$  表示参考帧(参考帧即为背景模型帧)中一个像素点  $(x_c, y_c)$  的灰度值,将  $h_c$  作为参考值与当前帧的中

心像素值  $g_c$  进行比较,两个灰度值得到的差值如果小于阈值  $T_h$  则将  $h_c$  值与当前的中心像素值进行比较,否则将使用当前的实际灰度值进行运算。最后,与当前帧相邻区域的灰度值进行比较得到改进的 LBP 特征。

则改进后的 LBP 可以表示为

$$SLBP_{n,r}(x_c, y_c) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{n-1} B(h_c - g_c) \times 2^n, & |g_c - h_c| < T_h \\ \sum_{n=0}^{n-1} B(g_n - g_c) \times 2^n, & |g_c - h_c| \geq T_h \end{cases}, \quad (3)$$

式中:  $B(\cdot)$  表示二值化处理。从式(3)可以看出,阈值的设定减少了噪声和动态背景对改进 LBP 值的影响。SLBP 的具体流程如图 2 所示:

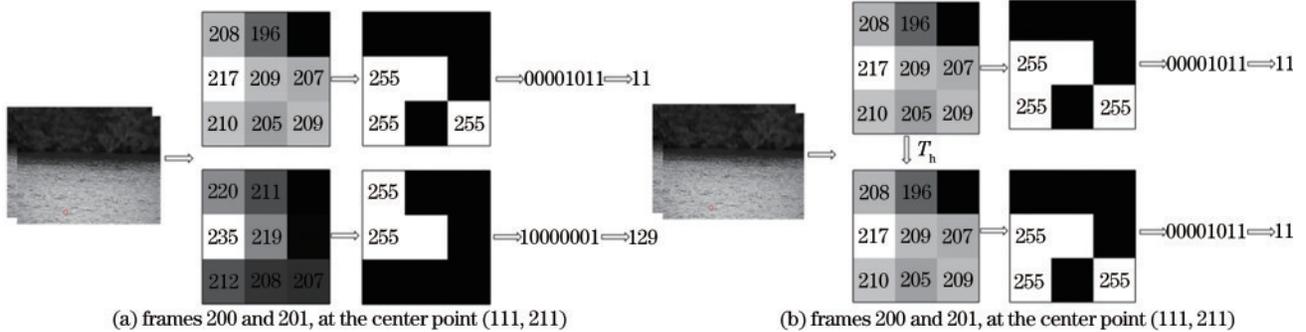


图 2 SLBP 的流程。(a)传统 LBP 的流程及处理结果;(b) SLBP 的流程及处理结果  
Fig. 2 SLBP process. (a) Traditional LBP process and processing results; (b) SLBP process and processing results

图 2 中,选取的是数据集 canoe 中的第 200 和第 201 帧,在水面(动态背景)随机选取一点,在图 2(a)中,采取原始的 LBP 进行处理,由于湖面一直在变化,会导致相邻帧之间发生巨大变化,然后实际上图中此时并没有目标出现,都是动态背景造成的,为了得到理想的结果,需要对这些图像中持续出现的波动进行抑制,避免对检测结果造成巨大影响。在图 2(b)中,改进后,相邻帧的 LBP 数值并未发生改变,可以对湖面这种动态背景有较好的抑制效果。

### 2.4 改进后的实现与步骤

在传统的 LBP 算法基础上,提出了一种新的 SLBP 算法,结合现有的 Vibe 算法<sup>[23]</sup>实现了复杂背景下的背景建模和运动目标检测,并且提高了 Vibe 算法

在复杂背景下的目标检测性能。首先对视频序列的每一帧都使用改进的 LBP 描述,因为灰度值的范围是 0~255,而 LBP 算子表述的是 8 位的二进制字符串,转换成十进制数的范围也是 0~255,采用改进的 LBP 值来代替每一个像素点的灰度值。然后,根据 Vibe 算法的原理,利用数据集视频中的初始图像帧图像建立背景样本集,紧接着从下一帧进行前景检测,记录当前帧中当前像素点和前一帧中对应像素点的纹理,得到前景,再进行腐蚀膨胀操作。具体步骤如下:

- 1) 背景模型建立。对每一帧图像都使用 SLBP 值来描述,使图像更加稳定,减少噪声光照带来的影响,采用传统 Vibe 算法得到背景模型。
- 2) 前景检测。首先需要设置邻域半径  $R$  和更新

率  $\phi$  等参数,然后在当前像素值的半径  $R$  邻域和样本集对应位置的范围内进行匹配,如果匹配个数超过每个像素的样本集数量(根据之前研究者的经验,这个值默认为 20),确定该像素为背景,否则为前景<sup>[24]</sup>。

3) 形态学操作。计算前景检测后图像中的连通域,将该连通域对应像素个数小于某一阈值的作为背景,然后对其进行形态学处理来填补 Vibe 算法经常出现的前景目标空洞问题。

4) 背景更新。根据相应的更新速率及一定的概率对检测后的每个像素及它们各自对应的邻域样本集进行更新。

### 3 实验结果与分析

为了验证所提算法性能,使用 CDnet2014 数据集中的 5 组复杂可见光场景图像和 1 组红外图像进行对

比实验,并与 Vibe、KDE、GMM 进行对比,对比算法均使用原文默认参数。实验平台为硬件为 i7-9750H 2.6 GHz CPU、16 GB 内存,软件为 Windows 10、vs2019 和 OpenCV 4.2.0,实验使用的视频数据为数据集 CDnet2014 中的部分视频。

#### 3.1 实验结果

选取 CDnet2014 数据集中的 highway、snowfall、canoe、pedestrians、PETS2006、library 和 overpass 等 7 个场景作为实验视频。在 highway (320 pixel × 240 pixel)、snowfall (360 pixel × 240 pixel)、canoe (320 pixel × 240 pixel)、pedestrians (360 pixel × 240 pixel)、PETS2006 (720 pixel × 576 pixel)、library (320 pixel × 240 pixel) 和 overpass (320 pixel × 240 pixel) 等 7 个场景下,Vibe 算法和改进后的算法在各个场景的平均用时如表 1 所示。

表 1 Vibe 和所提算法在 7 个场景的平均用时  
Table 1 Average time taken by Vibe and the proposed algorithm in seven scenarios

Scene	highway		snowfall		canoe		pedestrians	
Algorithm	Vibe	Proposed algorithm	Vibe	Proposed algorithm	Vibe	Proposed algorithm	Vibe	Proposed algorithm
Average time /ms	21.9743	21.0015	35.1748	35.9572	21.5835	23.0218	20.3258	22.8498
Scene	PETS2006		library		overpass			
Algorithm	Vibe	Proposed algorithm	Vibe	Proposed algorithm	Vibe	Proposed algorithm		
Average time /ms	36.0613	52.2893	19.6135	20.8673	13.5020	14.5666		

通过对比表 1 数据可知,将 Vibe 算法<sup>[25]</sup>和 LBP 特征算子结合后,由于需要将图像进行 LBP 纹理特征的提取计算,因此在各个场景下所提算法消耗的时间均有所增加,除了 PETS2006 外,在其余数据集上增加的时间平均为 1.0151 ms。PETS2006 数据集中图像大小为 720 × 576,在几个数据集中尺寸最大,由于 LBP 算子对每个像素点进行处理,所以所提算法对图像尺寸较为敏感。图 3 为在 highway、snowfall、canoe、pedestrians、PETS2006、library 和 overpass 等 7 个场

景下使用改进的 LBP 特征算子后的背景建模及处理结果,第 1 行为原始数据图像,第 2 行为背景建模的结果,第 3 行为 LBP 处理后的纹理特征结果。

#### 3.2 对比实验

由于复杂场景中多为可见光数据,图像对比度较高,且存在大面积运动背景,当  $T_h=50$  时能有效抑制动态背景、噪声等影响。红外数据集中的动态背景影响较小且对比度低,主要为了抑制图像采集时的灰度突变产生的噪声,取  $T_h=20$ 。与 Vibe<sup>[14]</sup>、KDE、GMM<sup>[13]</sup> 等 3 种

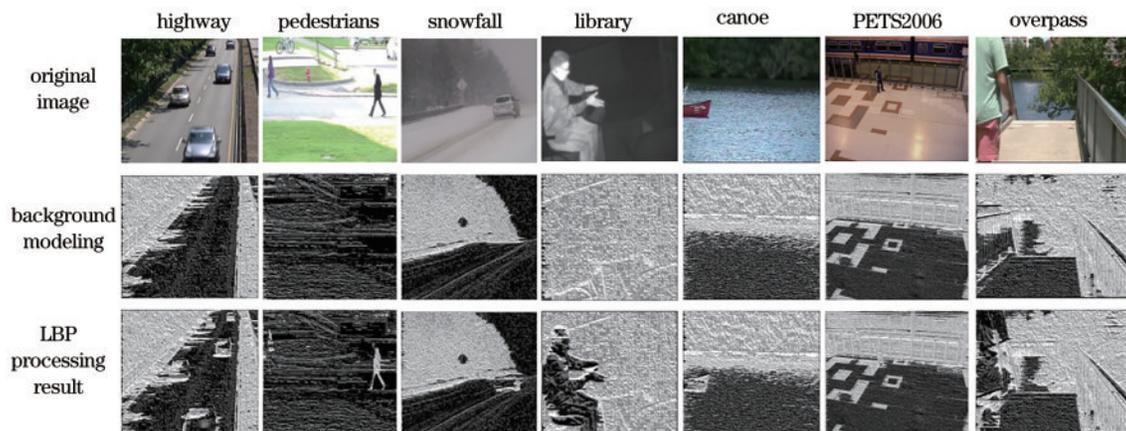


图 3 改进的 LBP 特征算子后的背景建模及处理结果

Fig. 3 Background modeling and processing results after improved LBP feature operator

传统算法进行对比,对比算法均使用原文默认参数。

不同算法的主观对比结果如图 4 所示,其中第 1 列为原始图像,然后依次为真值图、Vibe、KDE、GMM 算法结果、所提算法结果。

图 4(a)highway、图 4(b)snowfall、图 4(c)canoe 和图 4(g)overpass 这 4 个数据集的场景中都包含大面积的动态背景,甚至是整个画面都覆盖了动态背景:图 4(a)数据集 highway 是一个动静结合的数据集,右侧大部分的区域为路面,左侧则有大面积的树叶扰动;图 4(b)数据集 snowfall 中需要将大片飘动的雪花和树叶上的雪花作为动态背景与前景正确区分,并且多个运动目标会有粘连现象;图 4(c)数据集 canoe 中大部分面积均为闪烁的湖面及后方抖动的草丛,是一个动态背景的数据集,相较于图 4(a)的数据集,该数据集

需要处理的动态背景更多;图 4(g)数据集 overpass 与数据集图 4(a)highway 相似,也是一个动静结合的场景,在背景场景中有晃动的树叶及波动的湖面,但是在该数据集的真值图像中,抠掉一块区域,因此在后面的对比中会受到影响。其他 3 个场景,即图 4(d)pedestrians、图 4(e)PETS2006 和图 4(f)library 这 3 个数据集相比较前面 4 个数据集,动态背景的干扰较少:图 4(d)数据集 pedestrians 中行人从较亮区域进入较暗的区域,某些区域的光照发生比较明显的变化;图 4(e)数据集 PETS2006 是一个室内场景,主要是光照变化会对检测造成影响;图 4(f)数据集 library 是一个红外数据集,需要在低动态范围与信噪比低的红外场景中进行目标检测,并且目标会有长时间的停留,容易将该前景吸收成为背景。

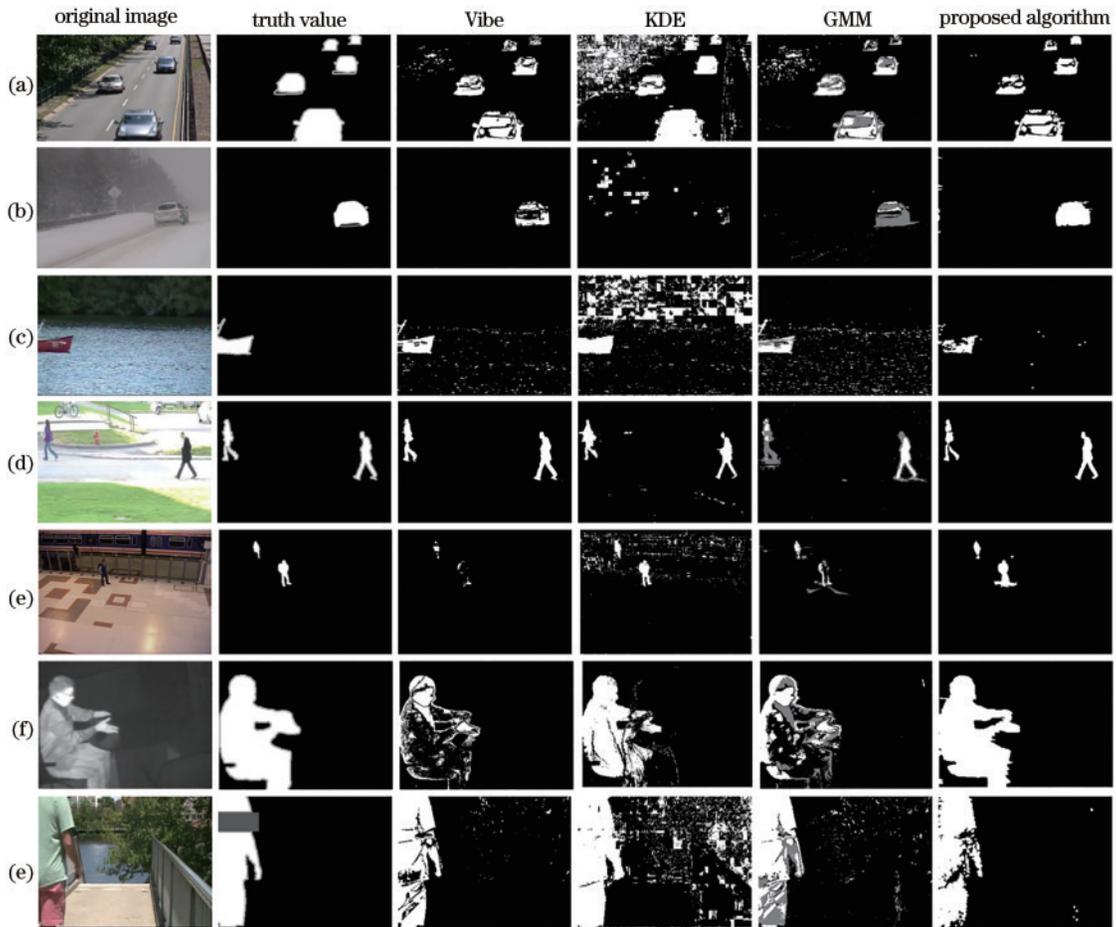


图 4 复杂场景下不同算法处理结果。(a) highway; (b) snowfall; (c) canoe; (d) pedestrians; (e) PETS2006; (f) library; (g) overpass

Fig. 4 Processing results of different algorithms in complex scenes. (a) highway; (b) snowfall; (c) canoe; (d) pedestrians; (e) PETS2006; (f) library; (g) overpass

图 4(a)highway、图 4(b)snowfall、图 4(c)canoe 和图 4(g)overpass 这 4 个数据集相比较其他 3 个数据集来说,动态背景极多,尤其是在图 4(a)、图 4(c)和图 4(g)这 3 个场景中,Vibe、GMM 和 KDE 算法虽然都检测出了前景目标及比较准确的边缘轮廓信息,但是在不同程度上前景都出现了空洞,并且在大面积动态

背景的影响下,均出现了很明显的误检,将大面积区域的背景检测为前景目标。在图 4(b)中,KDE 算法的检测结果中甚至无法从主观上判断出是否检测到了前景,而 Vibe 算法和 GMM 算法检测到前景都不如所提算法完整,都有不同程度的断层和空洞,并且 GMM 算法还将影子误检为前景。

图 4(d) pedestrians、图 4(e) PETS2006 和图 4(f) library 这 3 个动态背景干扰较少的数据集中:除了图 4(e) KDE 算法的结果均没有出现大面积的误检结果;在图 4(d) pedestrians 中所有算法都比较完整地提取了前景目标,但是 GMM 和 KDE 将少部分影子的区域也检测为前景;在图 4(e) PETS2006 中, Vibe 算法很快将静止的目标吸收,而 KDE 算法由于光照变化的影响出现了大面积的误检区域, GMM 算法的检测结果存在明显的空洞导致前景目标不完整,所提算法虽然得到了完整清晰的目标,但是将人体的影子也判断为前景;图 4(f) library 是一个红外数据集,由于背景和前景的灰度差异比较小,只有所提算法比较完整提取出了目标轮廓,其他 3 种算法检测出来的目标都出现了不同程度的空洞。在图 4(a)、图 4(b) 和图 4(c) 这 3 个动态背景较多的场景中能够明显地看出,所提算法对动态背景的抑制比较明显,并且在上述的所有场景中,所提改进算法无论是在动态背景还是光照变化影响较大的场景及红外场景中都能得到完整的检测结果,尤其是动态背景区域较大的场景中,较明显地抑制了波动较大的背景像素的干扰,且检测得到的目标能够清楚分辨出人体结构。

从上面的实验结果来看,与目前大多数传统算法

相比,所提算法消除了动态背景干扰,并且主观上有更好的检测效果和适应性,为了进一步说明该算法的优越性,接下来对上述几种算法在不同场景下的检测结果进行定量分析。

### 3.3 各算法的客观评价指标

为了对所提算法进行客观的评价,采用召回率 ( $R$ )、准确率 ( $P$ )、 $P_{PWC}$  及  $F$  数这几个具体的数值指标来比较算法之间的优劣性,上述 4 个指标的公式分别为

$$R = \frac{x_{TP}}{x_{TP} + x_{FN}}, \quad (4)$$

$$P = \frac{x_{TP}}{x_{FP} + x_{TP}}, \quad (5)$$

$$P_{PWC} = \frac{x_{FN} + x_{FP}}{x_{FN} + x_{FP} + x_{TN} + x_{TP}} \times 100\%, \quad (6)$$

$$F = \frac{2 \times R \times P}{R + P}, \quad (7)$$

式中:  $x_{TP}$  为正确检测的前景点;  $x_{FP}$  为误检的前景点;  $x_{FN}$  为误检测的背景点;  $x_{TN}$  为正确检测的背景点。  $R$  用来衡量结果的完整性,  $P$  和  $P_{PWC}$  用来衡量结果的正确性,  $F$  测度用来衡量算法的综合性能。一般情况下,  $R$ 、 $P$ 、 $F$  测度均越大越好,  $P_{PWC}$  越小越好。

图 5 为不同算法在 7 个场景下的折线图,其中菱形

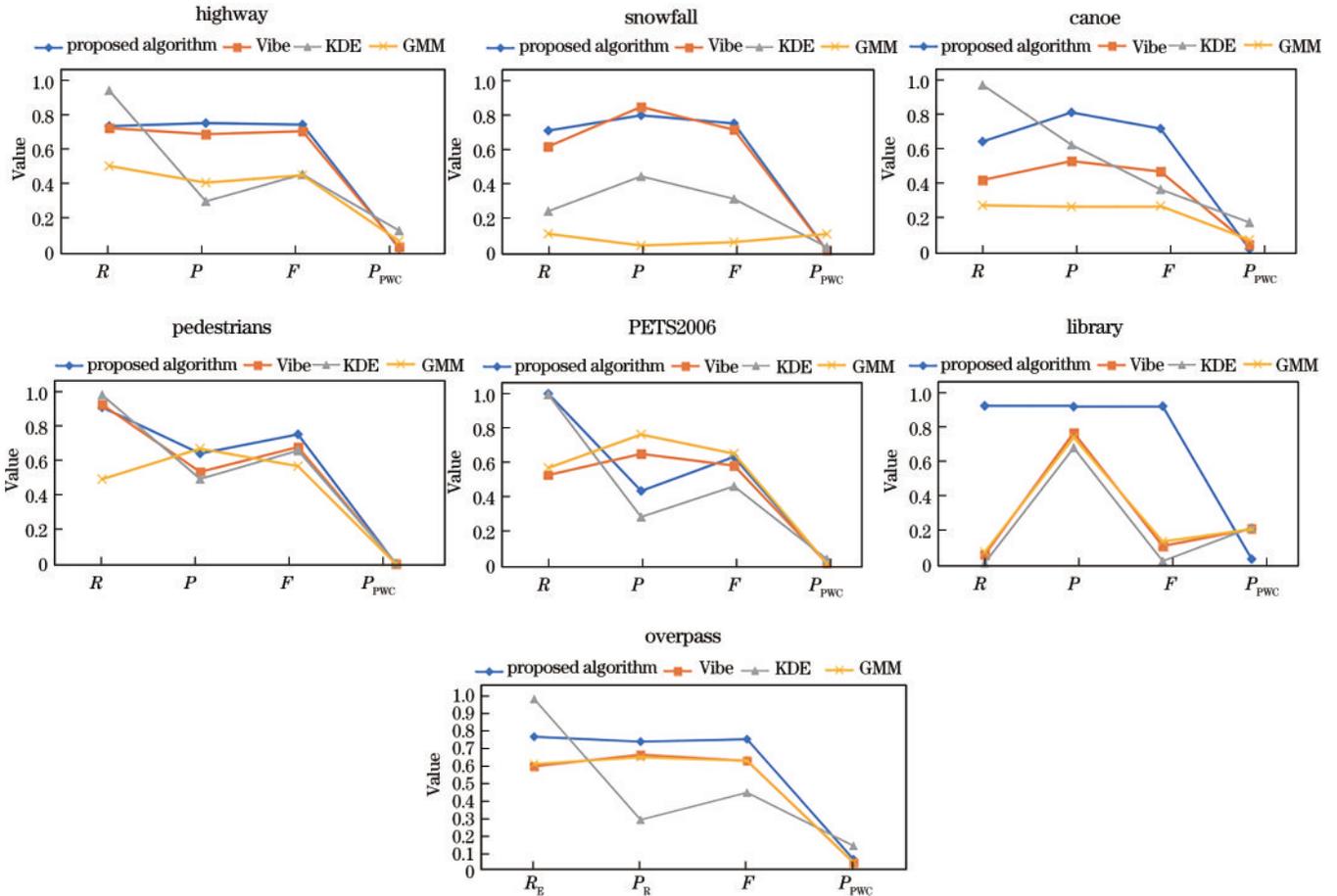


图 5 不同算法在 7 个场景下对比的折线图

Fig. 5 Line chart comparing different algorithms in seven scenes

的点线为所提算法,纵坐标范围为 0~1,横坐标依次为  $R$ 、 $P$ 、 $F$ 、 $P_{\text{pwc}}$ 。在 library 场景中,所提算法得到的召回率、正确率及  $F$  数都明显高于其他所有算法,并且误检率也明显低于其他算法;在其他几个场景中,完整性、

正确率和误检率大部分情况下都和其他算法有重叠,但是所提算法的  $F$  测度在这 6 个统计图中明显为最高值。图 5 中各折线图的具体数据如表 2 所示,为清楚地看到每组数据的最优值,均进行了加粗表示。

表 2 7 个场景下各算法评价指标结果

Table 2 Evaluation index results of each algorithm in seven scenes

Scene	highway				snowfall				canoe			
	$R$	$P$	$F$	$P_{\text{pwc}}$	$R$	$P$	$F$	$P_{\text{pwc}}$	$R$	$P$	$F$	$P_{\text{pwc}}$
Proposed algorithm	0.7247	<b>0.742</b>	<b>0.7333</b>	<b>0.0304</b>	<b>0.7068</b>	0.7950	<b>0.7483</b>	<b>0.0166</b>	0.6518	<b>0.8211</b>	<b>0.7267</b>	<b>0.0270</b>
Vibe	0.7132	0.679	0.6957	0.036	0.6156	<b>0.8437</b>	0.7118	0.0174	0.4283	0.5382	0.477	0.0517
KDE	<b>0.9278</b>	0.2975	0.2975	0.1307	0.2437	0.0441	0.3147	0.0371	<b>0.9808</b>	0.6328	0.3736	0.1809
GMM	0.4985	0.4035	0.446	0.0714	0.1137	0.0465	0.066	0.1123	0.281	0.2729	0.2769	0.0807
Scene	pedestrians				PETS2006				Library			
	$R$	$P$	$F$	$P_{\text{pwc}}$	$R$	$P$	$F$	$P_{\text{pwc}}$	$R$	$P$	$F$	$P_{\text{pwc}}$
Proposed algorithm	0.8569	0.6071	<b>0.7107</b>	<b>0.0085</b>	<b>0.9959</b>	0.4305	0.6284	<b>0.0074</b>	<b>0.9253</b>	<b>0.9207</b>	<b>0.923</b>	<b>0.0338</b>
Vibe	0.8717	0.5078	0.6418	0.0119	0.523	0.6457	0.5779	0.0099	0.0592	0.7689	0.11	0.2097
KDE	<b>0.924</b>	0.4694	0.6225	0.0137	0.9908	0.2789	0.4578	0.0333	0.0111	0.6811	0.0218	0.2175
GMM	0.4686	<b>0.6332</b>	0.5386	0.0098	0.5644	<b>0.7587</b>	<b>0.6473</b>	0.008	0.0748	0.7417	0.1358	0.2081
Scene	overpass											
	$R$	$P$	$F$	$P_{\text{pwc}}$								
Proposed algorithm	0.7586	<b>0.7305</b>	<b>0.7443</b>	0.057								
Vibe	0.5894	0.6365	0.621	0.0387								
KDE	<b>0.9742</b>	0.2832	0.4389	0.134								
GMM	0.6027	0.6412	0.6214	<b>0.0395</b>								

从表 2 加粗的数据可以看到,因为对动态背景的抑制,所提算法在大部分场景下误检率的数值都是最小的。将所提算法与 Vibe 算法的数据进行对比分析可以得到,在除 PETS2006 外的其余场景中,所提算法的召回率平均提升 25.6%,准确率平均提升 12.5%,误检率平均降低 22.6%。从前面所提算法和 Vibe 算法对各个数据集的处理时间总和来看,所提算法平均增加了 5.2% 的计算时间,提高了检测的整个综合性能,尤其在 PETS2006 数据集中,PETS2006 数据集相比较其他数据集尺寸更大,所用的处理时间增加了 45%,但是召回率提高 88.7%,误检率降低 25.3%。因此,所提算法以增加少量的计算时间为代价得到更好的准确率、召回率,相比较原来的 Vibe 算法,综合性能更优秀,在同样场景下也有更好的效果。

## 4 结 论

提出了一种基于 Vibe 和改进 LBP 的运动目标检测算法。在建模之前,通过改进的 LBP 对图像进行稳定处理,再使用 Vibe 算法对目标场景中的前景像素进行提取。实验结果表明,该算法对部分自然场景中存在的动态背景和噪声干扰具有很好的抑制性,同时也有较好的适用性。动态背景区域越大噪声去除越明显,但会错过一些较小的运动目标。并且在对比度较

低的红外场景中,检测效果不够理想。因此,如何对小目标进行提取及如何在红外场景中提高检测效果是后续研究需要解决的问题。

## 参 考 文 献

- [1] 杨亚光, 尚振宏. 相关滤波融合卷积残差学习的目标跟踪算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(12): 121012. Yang Y G, Shang Z H. Object tracking algorithm based on correlation filtering and convolution residuals learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(12): 121012.
- [2] 崔丽群, 杨振忠, 段天龙, 等. 基于复合先验知识的显著性目标检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101019. Cui L Q, Yang Z Z, Duan T L, et al. Saliency object detection method based on complex prior knowledge[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101019.
- [3] Zivkovic Z, van der Heijden F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction[J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(7): 773-780.
- [4] Kim K, Chalidabhongse T H, Harwood D, et al. Real-time foreground-background segmentation using codebook model[J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(3): 172-185.
- [5] Lü D Y, Liu D Y, Huang Z P, et al. Video sequences foreground enhancement using hidden Markov model[J].

- Advanced Materials Research, 2014, 989/990/991/992/993/994: 3872-3876.
- [6] Hofmann M, Tiefenbacher P, Rigoll G. Background segmentation with feedback: the pixel-based adaptive segmenter[C]//2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 38-43.
- [7] St-Charles P L, Bilodeau G A, Bergevin R. SuBSENSE: a universal change detection method with local adaptive sensitivity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 359-373.
- [8] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [9] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [10] Jia R D, Chen Y G, Zhang Y E. Fusion algorithm of infrared and visible images based on frame difference detection technology and area feature[J]. International Journal of Computers and Applications, 2020, 42(7): 655-660.
- [11] 武加文, 王世勇. 基于统计的灰度视频自适应背景建模算法[J]. 中国激光, 2021, 48(3): 0309001.  
Wu J W, Wang S Y. Statistical-based adaptive background modeling algorithm for grayscale video[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(3): 0309001.
- [12] 刘源, 李庆, 梁艳菊. 基于 FPGA 的红外目标自动检测系统[J]. 红外技术, 2019, 41(6): 521-526.  
Liu Y, Li Q, Liang Y J. Implementation of infrared target detection system based on FPGA[J]. Infrared Technology, 2019, 41(6): 521-526.
- [13] 侯洁, 辛云宏. 基于高通滤波和图像增强的红外小目标检测方法[J]. 红外技术, 2013, 35(5): 279-284.  
Hou J, Xin Y H. A method for infrared small target detection with high-pass filter and image enhancement technology[J]. Infrared Technology, 2013, 35(5): 279-284.
- [14] Oh J, Min J. Gaussian background mixture model based automatic incident detection system for real-time tracking [J]. Canadian Journal of Civil Engineering, 2011, 38(10): 1158-1169.
- [15] 闵卫东, 郭晓光, 韩清. 改进的 ViBe 算法及其在交通视频处理中的应用[J]. 光学精密工程, 2017, 25(3): 806-811.  
Min W D, Guo X G, Han Q. An improved ViBe algorithm and its application in traffic video processing[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(3): 806-811.
- [16] 辛元雪, 史朋飞, 薛瑞阳. 基于区域提取与改进 LBP 特征的运动目标检测[J]. 计算机科学, 2021, 48(7): 233-237.  
Xin Y X, Shi P F, Xue R Y. Moving object detection based on region extraction and improved LBP features[J]. Computer Science, 2021, 48(7): 233-237.
- [17] Yang Y P, Yang Z Z, Li J L, et al. Foreground-background separation via generalized nuclear norm and structured sparse norm based low-rank and sparse decomposition[J]. IEEE Access, 8: 84217-84229.
- [18] Karanwal S. Discriminative color descriptor by the fusion of three novel color descriptors[J]. Optik, 2021, 244: 167556.
- [19] Islam M. Local gradient pattern A novel feature representation for facial expression recognition[J]. Journal of Artificial Intelligence and Data Mining, 2014, 2(1): 33-38.
- [20] 梁淑芬, 刘银华, 李立琛. 小波变换和 LBP 对数域特征提取的人脸识别算法[J]. 信号处理, 2013, 29(9): 1227-1232.  
Liang S F, Liu Y H, Li L C. Face recognition based on wavelet transform and LBP in logarithm[J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(9): 1227-1232.
- [21] 宋丹丹, 安博文. 基于改进的 ViBe 算法的红外目标检测[J]. 微型机与应用, 2014, 33(13): 35-37, 41.  
Song D D, An B W. Infrared object detection based on improved ViBe algorithm[J]. Microcomputer & Its Applications, 2014, 33(13): 35-37, 41.
- [22] 张纬诚, 尹莉莉, 方文贵. 一种基于 ViBe 和改进 LBP 的目标跟踪算法[J]. 惠州学院学报, 2017, 37(3): 76-80.  
Zhang W C, Yin L L, Fang W G. An optimized target tracking algorithm based on ViBe and modified LBP[J]. Journal of Huizhou University, 2017, 37(3): 76-80.
- [23] 崔鹏翔, 于凤芹. 消除鬼影及阴影的改进 ViBe 运动目标检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161006.  
Cui P X, Yu F Q. Improved ViBe moving object detection algorithm to eliminate ghost and shadow[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161006.
- [24] 汤旻安, 王晨雨. 基于改进 ViBe 算法的静态场景运动目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410011.  
Tang M A, Wang C Y. Moving object detection in static scene based on improved ViBe algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(14): 1410011.
- [25] 马永杰, 陈梦利, 刘培培, 等. ViBe 算法鬼影抑制方法研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 021007.  
Ma Y J, Chen M L, Liu P P, et al. ViBe algorithm-based ghost suppression method[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 021007.