

基于新型背景提取的运动目标检测算法

杨贺超, 陈刚, 喻春雨*

南京邮电大学电子与光学工程学院、微电子学院, 江苏 南京 210023

摘要 为了在多种环境条件下进行快速、高效的运动目标检测, 提出一种基于新型背景提取的运动目标检测算法。首先, 从视频中读取 N 帧连续图像, 对任一像素位置, 将每帧图像与其余图像对应位置依次作差, 得到 N 组包含 N 个差值的差值序列; 然后, 基于矩形径向基函数, 统计每个差值序列中属于矩形宽度内的差值个数; 最后, 将最大频率的差值序列所对应的像素值作为背景, 通过背景减法提取运动目标。实验结果表明, 在数据量一定的条件下, 所提方法建立背景与真实背景的结构相似性值比 ViBe 算法高 0.162, 运动目标检测结果的 precision、recall、F1-measure、假正率指标均优于 ViBe 算法和 GMM 算法。即所提算法是一种具有较高的精确性和抗干扰能力的运动目标检测算法。

关键词 图像处理; 背景提取; 运动目标检测; 动态背景; 径向基函数

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP221654

Moving Target Detection Algorithm Based on New Background Extraction

Yang Hechao, Chen Gang, Yu Chunyu*

College of Electronic and Optical Engineering & College of Microelectronics, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, Jiangsu, China

Abstract A moving object detection algorithm based on new background extraction is proposed to rapidly and efficiently detect moving objects in various environments. First, N consecutive images are read from the video. For any pixel position, the corresponding positions of each frame image and other images are subtracted to obtain N groups of difference sequences containing N differences. Next, based on the rectangular radial basis function, the number of differences within the width of the rectangle in each difference sequence is counted. Finally, the pixel value corresponding to the maximum frequency difference sequence is used as the background and the moving target is extracted via background subtraction. The experimental results show that under the condition of a specific amount of data, the structural similarity value of the background established by the proposed method and the real background is 0.162 higher than that of the ViBe algorithm. The precision, recall, F1 measure, and false positive rate indexes of the moving target detection results are better than those of the ViBe and GMM algorithms. Therefore, the proposed algorithm is a moving target detection algorithm with high accuracy and anti-interference ability.

Key words image processing; background extraction; moving target detection; dynamic background; radial basis function

1 引言

近年来, 机器视觉技术飞速发展并被广泛应用到生活中各个领域, 其中, 目标检测是机器视觉技术中最常见的技术之一, 它通过监控视频提取运动目标。运动目标检测技术主要有帧差法^[1]、背景减法和流光法等, 背景减法较为常见。高质量的背景建模^[2]是背景减法目标检测的关键。而背景建模受多种环境因素影响, 如摄像设备抖动、光线变化、风、雨、雪等。

在目前较经典的运动目标检测方法中, 鲁棒主成分分析(RPCA)^[3]模型利用矩阵分解的方法将视频场景分解为低秩的背景矩阵和稀疏的前景矩阵, 从而实现运动目标提取, 但对于含有动态背景或多运动目标的场景的目标提取效果并不理想。文献[4]在原始鲁棒主成分分析模型的基础上, 引入非凸秩近似函数来刻画视频背景部分的低秩性, 并利用三维全变分正则项在时间和空间上对前景部分进行约束, 提高了算法的抗干扰性, 但该算法复杂度较高, 难以实际应用。

收稿日期: 2022-05-20; 修回日期: 2022-06-28; 录用日期: 2022-07-14; 网络首发日期: 2022-07-24

基金项目: 南京邮电大学校企合作项目

通信作者: *yucy@njupt.edu.cn

ViBe^[5]算法因其计算量小、实时性强而被广泛使用。但 ViBe 的鬼影效应会对目标检测带来较大误差,且引入噪声较多,特别对恶劣的风雪天气适应性较差。在 ViBe 的改进算法中:文献[6]利用改进的帧平均法对背景模型进行初始化,并设置了自适应前景检测阈值,在一定程度上抑制了鬼影区域的出现,提高了前景检测的完整性;文献[7]利用多帧图像的中位数代替单帧图像对模型进行初始化,并引入分散度系数和空间一致性实现了距离判定阈值和更新因子的自适应,提高了背景适应性,抑制了鬼影,降低了误检率。混合高斯模型法(GMM)^[8]是另一较经典的背景建模方法,它对序列图像中每个像素点设置多个高斯模型,但其运算量大难以实际应用。由于建模时间较长会在背景发生显著变化时引入较大的检测误差,文献[9]提出高斯模型数量自适应增减算法,为每一个高斯模型设定一个初始生存时间和模型连续最大匹配次数,实现了模型自适应增减,提高了建模效率,降低了检测误差。针对 ViBe 和 GMM 的改进算法效果提高不大,且都增加了运算量。此外,ViBe 和 GMM 算法的迭代更新特性决定了这两种算法均需大量的样本数量才能准确地描述场景,且一旦场景发生突变,便需重新对场景进行统计。

基于以上经典算法中存在的问题,本文提出一种基于矩形径向基函数结合像素差值统计的背景提取算法。利用图像序列中各区域像素值的变化规律及两两图像同一像素位置的像素差值变化规律,即背景区的

像素值在连续帧中相对稳定,始终围绕某中心值小幅波动,而任意两张图像中,同一像素位置的背景之间的像素差值相对较小,而背景与运动目标的像素差值较大。由于视频图像中同一位置的像素一直都在变化,即使变化很小,也会造成每一时刻的像素值不同。因此,若直接采用最大像素频率提取背景会造成较大误差,而对多帧图像作差,并通过矩形径向基函数提取差值,不仅为动态背景像素设置了一个可波动范围,还可以有效地滤掉运动目标,进而提取出完整的背景。以无噪声的完整背景提取运动目标,可提高运动目标检测的准确性和抗干扰性。

2 算法原理

2.1 视频序列中不同区域像素值变化规律分析

为了说明背景区域像素值变化规律,选用连续 500 帧校园场景图像进行像素值规律统计,如图 1(a)所示,在其中箭头所指区域分别任取一位置并统计其在图像序列中的变化规律,图 1(b)为像素值随图像帧数变化的曲线。由图 1(b)中曲线可见:有区域中的像素值始终围绕一中心值小幅波动,可定义其为“静态背景区”;还有区域中的像素值在图像序列中有较明显的波动,但相邻几帧在像素值上变化不大,这样的区域可以称为“波动背景区”;还有区域中的像素值波动较大,在某几帧图像中出现较大突变,明显属于“运动目标区”。3 个区域分别对应图 1(a)中“static”“dynamic”“target”所指区域。

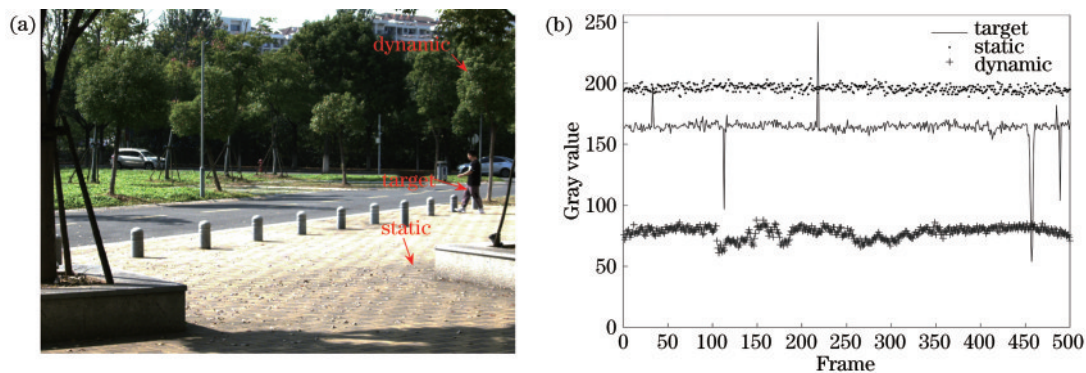


图 1 背景区域像素变化分析。(a)背景分析图;(b)3 个区域某位置像素值变化规律

Fig. 1 Analysis of pixel change in background area. (a) Background analysis diagram; (b) change rule of pixel value at a certain position in three regions

图 1 是对连续帧中像素值变化规律的统计,接下来分析目标区域在图像两两作差中的差值变化规律。取图 1 所述的 500 帧中的前 150 帧连续图像,在运动目标区域任取一像素位置,将每帧图像与其余图像对应位置像素两两作差,统计像素差值的变化,规律如图 2 所示。

图 2 中 M 、 N 为连续 150 帧的图像序号, Z 为两像

素差值绝对值。由图 2 可见,在所有像素值差值中,较小差值占较大比重,这是因为对于连续多帧图像的某一像素位置而言,背景像素出现的频率高于目标像素出现的频率。而短时间内背景区像素值波动通常较小,因此差值较小。而较大差值是由目标与背景作差所得的,图 2 中大差值所对应的 M 、 N 值,即是有运动目标出现的图像序号。

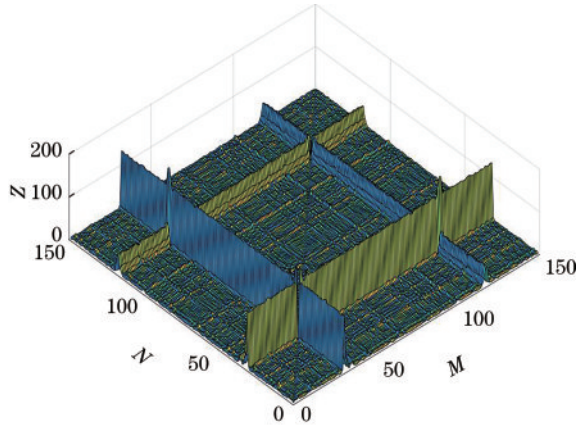


图 2 连续 150 帧的帧间像素差值规律

Fig. 2 Inter frame pixel difference rule of 150 consecutive frames

2.2 基于矩形径向基函数的频率统计

径向基函数是一个取值依赖于样本到中心点距离的实值函数,所提方法选取矩形径向基函数,其表达式为

$$\text{rect}(\mathbf{d}) = \begin{cases} 1, & \|\mathbf{d}\| < H \\ 0, & \|\mathbf{d}\| > H \end{cases} \quad (1)$$

$$\mathbf{d} = \mathbf{x}_m - \mathbf{x}_n, m = 1, 2, \dots, N, n = 1, 2, 3, \dots, N, \quad (2)$$

式中: H 为矩形半宽; \mathbf{d} 为 N 帧连续图像中任意两帧图像对应像素位置的像素值差值, m 和 n 为图像序号; $\|\mathbf{d}\|$ 表示像素差值到中心点 0 的距离。 $\|\mathbf{d}\|$ 越小,表明像素值 \mathbf{x}_m 、 \mathbf{x}_n 越接近,即 \mathbf{x}_m 、 \mathbf{x}_n 均为背景区像素值的可能性越大;反之,若 $\|\mathbf{d}\|$ 较大则认为 \mathbf{x}_m 、 \mathbf{x}_n 一个为背景像素一个为目标像素。

设所提取的 N 帧图像序号依次为 $1, 2, 3, \dots, N$,第 1 帧图像某位置像素值为 \mathbf{x}_m , $m=1$ 为图像序号,其余图像对应位置像素值为 \mathbf{x}_n , $n=2, 3, 4, \dots, N$ 。将 \mathbf{x}_1 与其余图像对应位置作差得差值序列 $D_1 = \{\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_N\}$,以此类推得差值序列 $D_2, D_3, D_4, \dots, D_N$ 。分别将 N 个差值序列中的差值代入矩形径向基函数,统计每个差值序列中在矩形宽度内的差值个数。图像序号为 $m(m=1, 2, 3, \dots, N)$ 的图像,其任一像素位置的差值序列中,在矩形函数内部的差值个数为

$$S_m = \sum_{n=1}^N \text{rect}(\|\mathbf{x}_m - \mathbf{x}_n\|) \quad (3)$$

对每个像素位置,取 N 个 S 值中最大值所对应的图像像素作为背景,便可得到背景图像。

2.3 矩形半宽 H 的选取

H 值为矩形半宽, H 值越小则被统计在矩形宽度内的差值越小,其为背景之间差值的可能性越大;相反,当 H 值过大时易将背景与目标的差值错误地统计为背景之间的差值,从而造成误差。

在 H 的确定上,将均方误差(E_{MSE})和结构相似性

(R_{SSIM})两个图像质量评价参数共同作为选取 H 值的依据,取使 E_{MSE} 最小且 R_{SSIM} 最大的 H 值作为矩形半宽。其中, E_{MSE} 反映重建背景和参考背景的差异程度:

$$E_{\text{MSE}}(\hat{\theta}) = D(\hat{\theta}) + [E(\hat{\theta}) - \theta]^2, \quad (4)$$

式中: D 表示方差; E 表示均值; $\hat{\theta}$ 和 θ 分别表示重建背景和参考背景的像素值。 E_{MSE} 越小表示重建背景与参考背景越接近。

R_{SSIM} 是一种衡量两幅图像间结构相似程度的指标,其计算公式为

$$R_{\text{SSIM}}(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}, \quad (5)$$

$$\begin{cases} c_1 = (k_1L)^2 \\ c_2 = (k_2L)^2 \end{cases} \quad (6)$$

式中: x 、 y 分别表示重建背景和参考背景的像素值; μ_x 、 μ_y 、 σ_x 、 σ_y 、 σ_{xy} 分别表示像素值的均值、方差和协方差; k_1 、 k_2 分别为 0.01 、 0.03 ; L 为像素值的动态范围。 R_{SSIM} 取值范围为 $[0, 1]$,其值越大,表明重建背景和参考背景的结构越相似。

对每一场景均采用 H 为 $1 \sim 40$ 的 40 个值重建出 40 张背景图像,将 40 张背景图像分别与参考背景图像计算 E_{MSE} 和 R_{SSIM} ,结果如图3所示。图3为4个不同场景中 H 值对背景提取的影响关系图,上中下3行分别为场景图、不同 H 值所提背景图像与参考背景图像的 E_{MSE} 和 R_{SSIM} 值,图中横坐标为 H 值,纵坐标为 E_{MSE} 和 R_{SSIM} 值。

由图3可见,4个场景中 E_{MSE} 和 R_{SSIM} 值在 H 为 $[1, 11]$ 范围内均表现为缓慢变化趋势,在 $H > 11$ 后 E_{MSE} 和 R_{SSIM} 值均出现突变,并且实际重建的背景图像开始出现噪声,这与上面对 H 的理论分析一致,当 H 超过一定范围时, H 值越大,误差越大。考虑 H 值的精确性,因此将 R_{SSIM} 值最大且 E_{MSE} 最小时的 H 作为所提方法参数值,即 $H=1$ 。

2.5 背景建模算法步骤和流程

所提背景建模算法流程如图4所示,具体步骤如下:

- 1)从视频中选取 N 帧连续图像;
- 2)将每帧图像与其余图像依次作差,每个像素位置得到 N 组包含 N 个差值的差值序列;
- 3)把步骤2)中得出的 N 组差值序列中的差值代入矩形径向基函数;
- 4)统计每个差值序列中在矩形宽度内的差值个数;
- 5)提取步骤4)中统计个数最多的差值序列所对应的像素在 N 帧图像中的位置;
- 6)将步骤5)提取位置的像素作为背景像素。

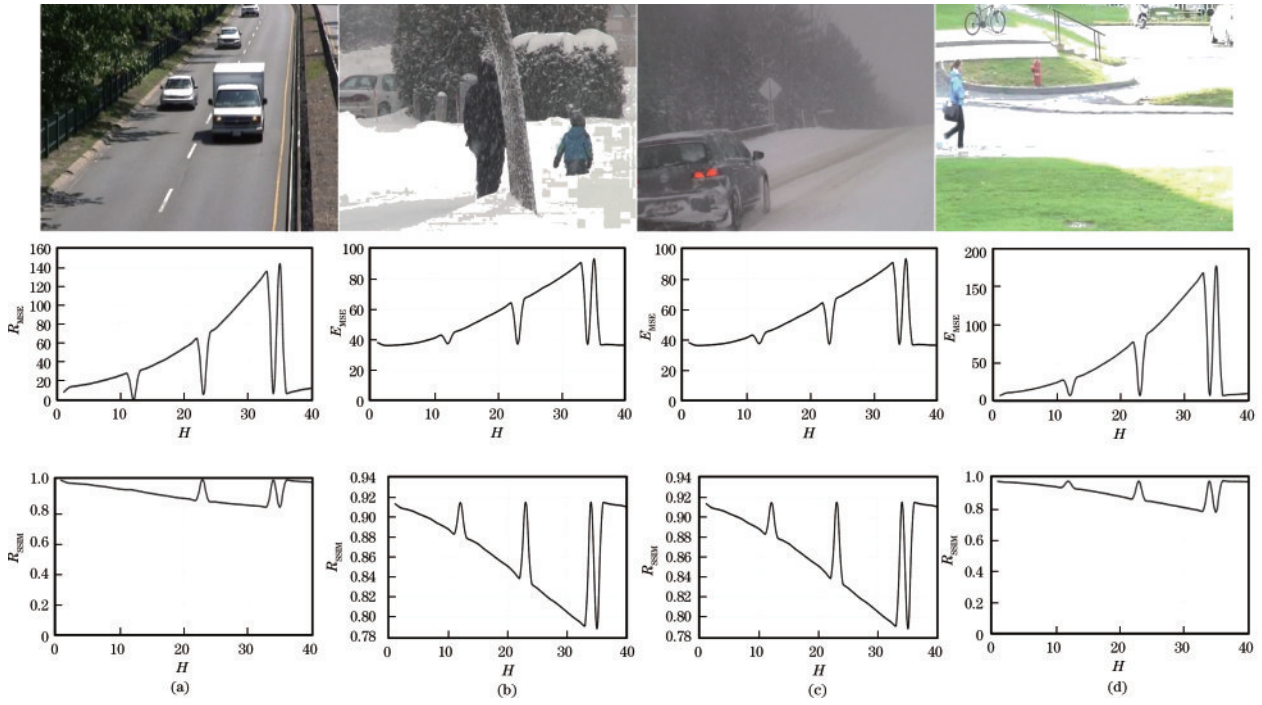


图 3 H 对图像质量的影响。(a) highway; (b) skating; (c) snowfall; (d) pedestrians

Fig. 3 Effect of H on image quality. (a) highway; (b) skating; (c) snowfall; (d) pedestrians

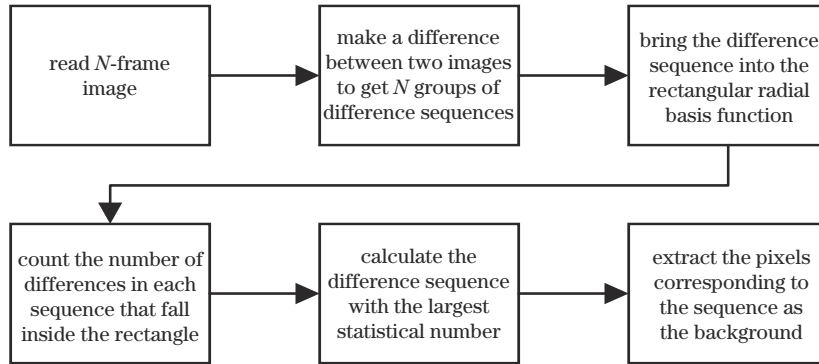


图 4 所提算法流程图

Fig. 4 Flow chart of proposed algorithm

3 实验与数据分析

3.1 背景建模

为分析所提背景建模算法性能,选取 CDW-2014^[10]数据集中 highway、skating、snowfall、pedestrians 等 4 个不同场景的视频图像进行背景重建,这 4 个场景的第 1 帧图像如图 5 第 1 行所示。highway 场景中车流量较大,且树叶随风晃动;skating 和 snowfall 场景皆为大雪天气,且 snowfall 中光线较暗;pedestrians 场景中行人较多且有影子。

所提算法通过较少的图像即可得到完整背景,截取 highway、skating 和 snowfall、pedestrians 这 4 个场景中含运动目标的 100 帧连续图像进行背景建模,结果如图 5 所示。由图 5 可见:在图像数量较少时,ViBe 所提取的背景中存在鬼影;混合高斯方法所重建的背景

不完整,且噪声较大、亮度和对比度与原图相差较大;所提算法重建的背景噪声小且完整,即使对恶劣的风雪天气也可得到较完美的背景。

由图 5 可见,所提算法所建背景图像质量明显高于另 3 种算法,下面给出背景图像质量的客观评价。选取一帧无运动目标的图像作为参考背景,计算由不同图像数量重建出的背景图像与参考背景图像的 R_{SSIM} ,如图 6 所示。由图 6 可见,由所提算法所得背景图像质量始终高于另 3 种算法,ViBe 和 GMM 算法需大量数据统计才能得出较准确的背景图像。在达到稳定状态时,所提算法所建背景图像与参考背景图像的 R_{SSIM} 比 ViBe 高 0.162。

3.2 目标检测

将所提算法所得背景采用背景减法进行目标检测,并与 ViBe、文献[6]以及 GMM 算法对比,结果如



图 5 背景重建图像。(a) highway; (b) skating; (c) snowfall; (d) pedestrians

Fig. 5 Background reconstruction images. (a) highway; (b) skating; (c) snowfall; (d) pedestrians

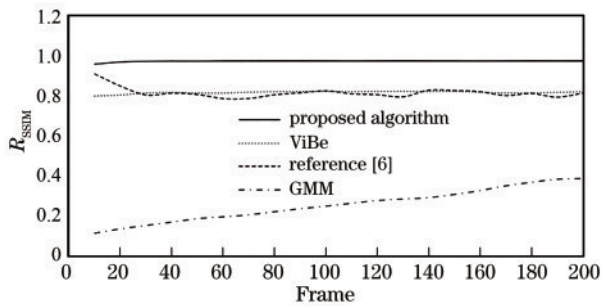


图 6 重建背景质量与参与重建帧数关系

Fig. 6 Relationship between reconstructed background quality and the number of frames involved in reconstruction

图 7 所示。由图 7 可见, ViBe 算法和文献 [6] 算法的目标检测结果中均有鬼影, 即原始图像中没有的运动目标, 这是因为视频图像的第 1 帧图像便存在运动目标, 而 ViBe 算法利用第 1 帧图像进行背景模型初始化, 导致将第 1 帧图像中的运动目标加入背景模型, 造成了检测误差, 这种误差将随着输入图像的增多逐渐消失。GMM 算法目标检测结果轮廓不完整, 且有较多椒盐噪声。而所提算法所得目标结果轮廓清晰完整, 且无

明显噪声。

为客观评价各算法的性能, 给出各算法在 4 个场景的性能评价指标, 分别为 precision、recall 和 F1-measure。precision 可描述检测前景的精确性, recall 是覆盖面的度量, 度量被检测为前景的前景, precision 和 recall 指标有时候相互矛盾, 因此用 F1-measure 来综合评价, F1-measure 是 precision 和 recall 加权调和平均, 是一种综合评价指标, 3 个指标的计算公式分别为

$$R_{\text{precision}} = \frac{X_{\text{TP}}}{X_{\text{TP}} + X_{\text{FP}}}, \quad (7)$$

$$R_{\text{recall}} = \frac{X_{\text{TP}}}{X_{\text{TP}} + X_{\text{FN}}}, \quad (8)$$

$$S_{\text{F1-measure}} = 2 \times \frac{R_{\text{precision}} \times R_{\text{recall}}}{R_{\text{precision}} + R_{\text{recall}}}, \quad (9)$$

式中: X_{TP} 为检测到正确前景的像素点数; X_{FP} 为检测到错误前景的像素点数; X_{FN} 为检测到错误背景的像素点数。highway、skating、snowfall、pedestrians 这 4 个场景中参与性能计算的图像序列段分别是 250~1700 帧、1~1000 帧、801~1450 帧、318~1040 帧, 选取此段图像的原因是此段图像中运动目标较多。而其余段图像含



图 7 运动目标检测。(a) highway; (b) skating; (c) snowfall; (d) pedestrians

Fig. 7 Moving target detection. (a) highway; (b) skating; (c) snowfall; (d) pedestrians

较多完整背景,不能突显算法背景提取的能力。各算法评价指标如表 1 所示

由表 1 可见,文献[6]算法在 highway 和 skating 中的 3 个指标均优于 ViBe,在 snowfall 中均低于 ViBe,而

在 pedestrians 场景中 precision 和 F1-measure 低于 ViBe,recall 高于 ViBe。GMM 算法并未能在短时间内表现较好的性能。所提算法在 4 个场景中的 3 个评价指标均优于另 3 种算法,在风雪天气的 skating 和

表 1 算法性能指标

Table 1 Algorithm performance index

Evaluation index	Algorithm	highway	skating	snowfall	pedestrians
precision	ViBe	0.9092	0.9083	0.1013	0.8455
	reference [6]	0.9093	0.9142	0.0753	0.8391
	GMM	0.4126	0.6905	0.2910	0.5794
	proposed algorithm	0.9099	0.9866	0.8328	0.9685
recall	ViBe	0.8220	0.7587	0.4124	0.8902
	reference [6]	0.8229	0.7648	0.3445	0.8917
	GMM	0.4126	0.2274	0.0950	0.4349
	proposed algorithm	0.9100	0.8028	0.8217	0.9318
F1-measure	ViBe	0.8634	0.8268	0.1626	0.8673
	reference [6]	0.8640	0.8329	0.1236	0.8646
	GMM	0.5621	0.3421	0.1432	0.4968
	proposed algorithm	0.9099	0.8853	0.8272	0.9498

snowfall 中更能突显其优点。相较于 ViBe 算法,所提算法在恶劣天气下的 F1-measure 值提高至少 0.0585。

precision、recall 和 F1-measure 是对正样本分类能力的描述,即前景检测能力,并不能很好地描述目标图像中的噪声情况,目标图像中的噪声即把背景预测为前景的部分。性能度量中,假正率(FPR)描述假正样本所占比例,即实际为背景却被预测为前景的比例,可用以评价目标图像中的噪声情况。FPR 的表达式为

$$R_{FPR} = \frac{X_{FP}}{X_{FP} + X_{TN}}, \quad (10)$$

式中: X_{FP} 为检测为错误前景的像素点数,即噪声数量; X_{TN} 为被预测为背景的背景像素点数。各算法的 FPR 结果如表 2 所示。

表 2 抗噪声性指标
Table 2 Anti noise index

Evaluation index	Algorithm	highway	skating	snowfall	pedestrians
FPR	ViBe	0.0052	0.0050	0.0776	0.0018
	reference [6]	0.0052	0.0047	0.0888	0.0018
	GMM	0.0035	0.0066	0.0042	0.0034
	proposed algorithm	0.0057	0.0007	0.0030	0.0003

3.3 算法性能分析

所提算法通过多帧图像两两作差,并对差值进行统计分析,在原始图像中直接提取背景,得到清晰完整的背景图像,在目标检测中具有较高的准确性和鲁棒性。目标检测的准确性主要与背景模型的质量有关,场景中运动目标的多少并不会直接对目标检测结果产生影响,但会增加重建背景所需的图像数量,运动目标越多需要统计的图像数量越多,若场景中运动目标较多,而用于重建背景的图像较少,便会产生噪声。但对于普通场景,100 帧图像足以用于运动目标检测。背景图像中的每一像素值均为在该位置出现频率最高的背景像素,因此所提算法在一定程度上可消除雨雪天气的影响。对于树叶等动态背景,所提算法只能捕捉树叶出现频率最高的位置,得到一静态背景,因此在目标提取时会产生一定的噪声,但经实验验证,这些噪声通过形态学处理基本可以完全消除。

4 结 论

所提背景提取算法利用较少数量的图像便可得到清晰完整的背景图像,基于此背景提取的运动目标检测算法具有较好的精确性和抗干扰能力。即使背景发生突变,该算法也可在短时间内得到最新的完整背景。利用所得背景进行目标检测可得到较清晰的目标图像。背景建模和目标检测实验表明,由所提算法重建出清晰完整的背景图像所需样本图像数量远少于 ViBe 算法和 GMM 算法,且精确性高、抗干扰能力较强。该算法目前也存在一定缺点,即重建背景所需图

FPR 值越低,表明目标图像中噪声所占比例越少,由表 2 可见,ViBe 算法和文献[6]算法的 FPR 值在 highway 和 pedestrians 场景中相同,在 skating 场景中 ViBe 略高于文献[6]算法,而在 snowfall 场景中略低于文献[6]算法。GMM 算法的 FPR 值在 highway 和 snowfall 场景中低于 ViBe 和文献[6]算法,而在 skating 和 pedestrians 中高于 ViBe 和文献[6]算法。所提算法的 FPR 值除在 highway 中略高于 ViBe 和文献[6]算法外,在其余 3 个场景中均低于 ViBe、文献[6]算法和 GMM 算法。相比 ViBe 算法,在恶劣天气中,所提算法的 FPR 值降低至少 0.0043。由表 2 数据可见,所提算法在环境恶劣的 skating 和 snowfall 场景中依然保持较好的抗噪声能力。表 1 和表 2 数据表明,所提算法有较好的精确性和抗干扰性。

像数量需人为设定,接下来将使图像数量自适应化,进一步提高背景提取的效率。

参 考 文 献

- [1] Sengar S S, Mukhopadhyay S. Foreground detection via background subtraction and improved three-frame differencing[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2017, 42(8): 3621-3633.
- [2] 瞿中, 柴国华, 刘妍. 改进光照鲁棒的视觉背景提取算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(4): 1046-1051, 1189.
Qu Z, Chai G H, Liu Y. Improved algorithm of visual background extraction for illumination robustness[J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(4): 1046-1051, 1189.
- [3] Candès E J, Wakin M B, Boyd S P. Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization[J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 2008, 14(5): 877-905.
- [4] 王永丽, 丁晓云, 陶菊亮. 基于非凸秩近似与三维全变分的运动目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4): 0410010.
Wang Y L, Ding X Y, Tao J L. Moving object detection based on non-convex rank approximation and 3D total variation[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(4): 0410010.
- [5] 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.
- [6] Wang W, Wang X P, Liang J C. An improved ViBe algorithm based on adaptive detection of moving targets

- [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2020, 11(2): 126-134.
- [7] 张钦礼, 邱杰, 杨秀兰. 改进的 ViBe 算法及其在运动目标检测中的应用[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2020, 43(4): 104-112.
- Zhang Q L, Qiu J, Yang X L. Improved ViBe algorithm and its application in moving objects detection[J]. Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition), 2020, 43(4): 104-112.
- [8] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proceedings of 1999 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (Cat. No PR00149), June 23-25, 1999, Fort Collins, CO, USA. New York: IEEE Press, 1999: 246-252.
- [9] 罗超宇, 李小曼, 韩骏浩, 等. 改进的混合高斯背景建模算法[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32(10): 209-212, 230.
- Luo C Y, Li X M, Han J H, et al. Improved GMM background modelling algorithm[J]. Computer Applications and Software, 2015, 32(10): 209-212, 230.
- [10] Wang Y, Jodoin P M, Porikli F, et al. CDnet 2014: an expanded change detection benchmark dataset[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 393-400.