

混合高斯融合三帧差的运动目标检测改进算法

于晓明，李思颖，史胜楠

(陕西科技大学 电气与信息工程学院，陕西 西安 710021)

摘要：针对混合高斯模型（Gaussian Mixture Model, GMM）无法检测到完整的运动目标，三帧差法检测目标时对物体速度的敏感，检测到的物体会出现空洞等缺点，提出了一种混合高斯融合三帧差法的运动目标检测改进算法。首先，在运动目标提取过程中，改进的三帧差法采用动态分割阈值和边缘检测技术，解决光线突变和边缘不连续问题；然后引入新的高斯分布自适应选择策略，以减少处理时间，提高检测准确性；最后，利用改进 HSV (Hue-Saturation-Value) 颜色空间来消除阴影区域，得到一个完整的运动目标。数据实验表明，该算法在不同场景具有较好的检测能力。

关键词：混合高斯模型；三帧差法；目标检测算法；边缘检测；颜色空间

中图分类号：TP391

文献标识码：A

文章编号：1001-8891(2019)03-0256-06

An Improved Algorithm for Moving Target Detection Using a Gaussian Mixture with Three-frame Difference

YU Xiaoming, LI Siying, SHI Shengnan

(School of Electrical and Information Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021, China)

Abstract: For the mixed Gaussian model unable to detect the complete moving target, the three-frame difference method is sensitive to the speed of the object as the target is detected, and defects on the detected object (such as voids) appear. An improved moving target detection algorithm based on a mixed Gaussian fusion three-frame difference method is proposed. First, in the process of moving target extraction, the improved three-difference method uses a dynamic segmentation threshold and an edge detection technology to solve the problem of light mutation and edge discontinuity. Then, a new Gaussian distribution adaptive selection strategy is introduced to reduce processing time and improve detection accuracy. Finally, the improved HSV color space is used to eliminate the shadow area and obtain a complete moving target. Data experiments show that the algorithm has better detection capabilities in various scenarios.

Key words: Gaussian mixture model, three frame difference method, target detection algorithm, edge detection, color space

0 引言

在过去的几年中，运动目标检测受到了很大的关注，成为计算机视觉领域和视频处理领域讨论的中心议题，其应用范围广泛，如视频监控、机场安全监测、交通分析安全、机器人导航、视频会议、视频压缩、海洋监测和人类活动识别等。因为它是许多复杂过程的关键步骤，因此，从给定的视频帧序列中识别移动物体的实际形状变得十分重要，然而，由于各种各样的挑战，如动态场景变化、光照变化、阴影、伪

装和引导问题，检测物体实际形状的任务变得棘手。

常见的几种检测方法：①光流法，可以直接获取运动目标的运动参数，并且精确率很高，缺点：计算量大，抗噪声差，计算方法复杂；②背景差分法，计算简单，精确度和灵敏度比较高，缺点：对环境的变化影响比较大，容易受到光线，天气变化的影响。③帧差法，运算速度快，简单，对动态环境的自适应很强，对光线的变化不是很敏感，缺点：适合运动速度居中的运动对象，目标运动太慢时会出现空洞，不完整，运动过快时又会出现鬼影。为了减少这些问题的

收稿日期：2018-05-22；修订日期：2018-07-16。

作者简介：李思颖（1993-），女，硕士研究生，主要从事运动目标检测与跟踪方面的研究。E-mail：1032570969@qq.com。

通信作者：于晓明（1965-），女，博士，副教授，主要从事图像处理、计算机视觉方面的研究。

基金项目：陕西省科技厅项目（2014KRM80）；咸阳市科技局项目（2013K15-07）。

影响,研究人员提出了一些新的方法。Vibe的优点是计算量小,速度快,对噪声的反应比较灵敏,有效抑制阴影,缺点:容易引入 Ghost 区域。XU 等人提出了基于灰度直方图和闵可斯基距离的快速优化方法,该算法可以去除 Vibe 背景建模中的鬼影,抑制抖动干扰^[1]; 张荣刚等人提出一种 Vibe 的优化检测算法,可以有效去除阴影和鬼影^[2],但是存在问题为不能自适应选择阈值,降低了环境的适应能力; HAN 等人提出的改进算法是将三帧差法与光流法相结合的运动检测方法,该方法使用光流法满足实时要求,检测运动物体的区域更完整^[3]。针对传统的 W4 背景模型算法无法消除运动目标阴影问题,一种有效消除阴影的运动目标检测算法^[4]被提出,存在不足之处是检测目标不够饱满,目标略有空洞; 李博川采用混合高斯模型结合 HSV 颜色空间对阴影进行抑制,该算法可以有效地抑制阴影对运动目标的检测的干扰^[5]; 文献[6]提出了一种基于联合直方图的移动目标检测算法,通过消除背景块,有效地避免检测运动物体出现空洞现象,最后得到一个完整的运动目标; SHI 等人使用改进的 Canny 边缘检测和自适应帧差法对运动物体实行检测^[7],该算法很好地克服了传统帧差法在运动目标检测中的缺点; 随后,有研究者提出了一种基于纹理特征和混合高斯建模的对象检测算法^[8],边缘信息更准确和完整,连续性更好。有关目标检测算法研究可参考文献[9-13],本文主要针对检测目标中存在阴影,目标空洞不完整等问题,提出一种有效的解决方法,并对所提方法进行验证。

1 混合高斯模型

GMM 算法将特定像素的值(x_0, y_0)随时间推移作为“像素过程”,它是一个时间序列的像素值。它通过 K 个高斯混合分布呈现每个像素的最近历史 $\{X_1, X_2, \dots, X_t\}$,其中 X_t 是在 t 时刻(x_0, y_0)的像素值。观测到当前像素值的概率为:

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^k \omega_{i,t} \times \eta(X_t, \mu_{i,t}, M_{i,t}) \quad (1)$$

式中: $\mu_{i,t}$ 表示时刻 t 混合高斯模型中第 i 个高斯分布的均值向量; $\omega_{i,t}$ 表示时刻 t 混合高斯模型中第 i 个高斯分布的权系数的估计值; $M_{i,t}$ 是时刻 t 混合高斯模型中第 i 个高斯分布的协方差矩阵; η 是高斯分布概率密度函数,函数表达为:

$$\eta(X_t, \mu_{i,t}, M_{i,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |M_{i,t}|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu_{i,t})^T M_{i,t}^{-1} (X_t - \mu_{i,t})} \quad (2)$$

式中: n 为 X_t 的维度。出于计算原因,协方差矩阵被

假定为 $M_{i,t} = \sigma_{i,t}^2 I$ 的形式,假定像素的红、绿、蓝分量相互独立,具有相同的变化, I 是单位矩阵, $\sigma_{i,t}^2$ 时刻 t 混合高斯模型中第 i 个高斯分布的变化量。在时刻 t 每一个新像素值与已存在的 K 个高斯分布 X_t 进行匹配,直到出现一个匹配,一个匹配定义为像素值在 2.5 倍的标准差分布,如果没有一个 K 分布匹配当前像素值,将最小概率分布替换为当前值作为其平均值,一个初始化的高方差,和低先验的权重。 t 时刻 K 个高斯分布的先验权重 $\omega_{i,t}$ 调整为:

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha)\omega_{i,t-1} + \alpha R_{i,t} \quad (3)$$

式中: α 是学习率; $R_{i,t}$ 表示匹配模型为 1, 其余为 0。 μ 和 σ 对于未匹配的保持不变,与高斯分布参数匹配的新观测值更新如下:

$$\mu_{i,t} = (1 - \beta)\mu_{i,t-1} + \beta X_t \quad (4)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = (1 - \beta)\sigma_{i,t-1}^2 + \beta(X_t - \mu_{i,t})^T(X_t - \mu_{i,t}) \quad (5)$$

式中: 参数 β 是学习速率, $\beta = \alpha / \omega_{i,t}$, 这样近似值后,权值被重新规范化。

高斯分布按照 $p = \omega_{i,t} / \sigma_{i,t}$ 的值有序排列,这种排序是一个有效的排序,开放式列表,其中最可能的背景分布保持在顶部,不太可能的瞬态背景分布向底部吸引,最终被新的分布所取代。然后选取第一个 B 分布作为背景模型:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{i=1}^b \omega_{i,t} \geq T \right) \quad (6)$$

式中: T 是应由背景计算的像素的最小部分的度量。每一个像素与所有之前 B 个高斯分布是匹配的,都将被标记为背景像素,否则,它将被标记为前景像素。

2 改进算法

本文提出了一种改进的混合高斯模型融合三帧差分法的运动目标检测算法。首先,利用改进的三帧差分方法实现运动区域的粗分割。我们结合边缘检测技术重组目标边界断裂部分,通过基于场景的变化调整二值门限值来克服突然光线变化的影响。其次,在混合高斯背景模型的过程中,根据模型权重的变化决定增加模型或去除不匹配模型,混合分量个数不断适应每个像素,提高了算法描述场景的能力。最后,我们利用改进的 HSV 颜色空间的特征来有效消除阴影区域的干扰。

2.1 改进的三帧差法

传统的三帧差分法能够快速检测运动目标,但是由于使用固定分割阈值,对光照变化场景的处理能力较差。另外,物体内部也会出现孔洞现象,部分物体轮廓不连续。针对这些问题,本文提出了对三帧差分法的改进方案。将三帧差分方法与 Canny 边缘检测算

子相结合^[14],解决了目标边缘不连续性问题。更重要的是,使用动态二进制阈值它能有效地适应光照变化的场景。改进的三帧差分法的步骤如下:

1) 定义 $f_{i-1}(x,y)$ 、 $f_i(x,y)$ 、 $f_{i+1}(x,y)$ 为3帧,然后依次计算相邻两帧之间的差值,通过分割阈值分别获得二值图像 $D_{i,i-1}(x,y)$ 和 $D_{i,i+1}(x,y)$ 。可以表示为:

$$D_{i,i-1}(x,y)=\begin{cases} 1, & |f_i(x,y)-f_{i-1}(x,y)|>T_1+\Delta Z_1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$D_{i,i+1}(x,y)=\begin{cases} 1, & |f_i(x,y)-f_{i+1}(x,y)|>T_1+\Delta Z_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中: T_1 是固定的二元阈值,大小范围一般在0~1之间。固定阈值的选取采取常用灰度直方图法,根据所选图像的灰度直方图的两峰之间的谷底的灰度值作为阈值,这里的阈值,在图像不变的情况下,阈值不变。当图像发生变化时,如目标和背景的区域大小等发生变化时,就需要根据实际图像做出调整, ΔZ_1 和 ΔZ_2 是动态阈值,可表示为:

$$\Delta Z_1=\xi \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |f_i(x,y)-f_{i-1}(x,y)| \quad (9)$$

$$\Delta Z_2=\xi \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |f_i(x,y)-f_{i+1}(x,y)| \quad (10)$$

式中: $M \times N$ 是图像的像素总数; ξ 是抑制系数,通过 $D_{i,i-1}(x,y)$ 和 $D_{i,i+1}(x,y)$ 之间的操作得到二值图像 $D_i(x,y)$:

$$D_i(x,y)=\begin{cases} 1, & D_{i,i+1}(x,y) \& \& D_{i,i-1}(x,y)=1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

2) 通过使用 Canny 算子提取 f_k 帧图像的边缘信息,获取边缘图像 $B_i(x,y)$ 。然后将边缘图像与 $D_{i,i-1}(x,y)$ 和 $D_{i,i+1}(x,y)$ 做或操作得到二值图像 $F_{i,i-1}(x,y)$, $F_{i,i+1}(x,y)$ 。最后,我们在 $F_{i,i-1}(x,y)$ 和 $F_{i,i+1}(x,y)$ 做或操作得到二值图像:

$$G_i(x,y)=\begin{cases} 1, & F_{i,i-1}(x,y)=1 \& \& F_{i,i+1}(x,y)=1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

3) 通过将 $D_i(x,y)$ 和 $G_i(x,y)$ 做或操作, 获取完整运动目标区域 $M_i(x,y)$:

$$M_i(x,y)=\begin{cases} 1, & D_i(x,y)=1 \& \& G_i(x,y)=1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中: 当 $M_i(x,y)=1$, 视为前景像素, 否则归为背景

像素。

2.2 改进的混合高斯模型

经典的基于高斯混合模型的运动目标检测算法是为每个像素设置固定数量的高斯分布。事实上,当最近观察到的像素值大致保持不变时,所有的分布近似是相同的值。在这种情况下,只需一种分布方式存在即可,而其他分布方式是没有必要的。相反,如果最近观察到的像素值频繁地变化,恒定的高斯分布数量并不总是足以估计背景模型,并且估计合适数量的高斯分布是非常困难的。因此,本文提出了一种新的背景估计方法,它可以增加和减少高斯分布的数量来处理每个像素的变化。改进的高斯混合模型的更新过程如下:

1) 增加高斯分布

每一个新的像素值 X_t 与现有的 K 个高斯分布进行匹配,当 K 个高斯分布没有一个与当前像素值匹配,且 $K < K_{\max}$, 我们增加一个新的高斯分布。设置高斯分布的均值,方差和权重分别为 X_t 、 σ_{init} 、 ω_{init} ;如果 $K = K_{\max}$, 用当前最小的概率分布作为均值, 初始高方差和低先验权重。

2) 减少高斯分布

在混合高斯模型更新的过程中,如果当前像素的高斯分布不能准确描述背景,其权重将继续按照 $\omega_{i,t}=(1-\alpha)\omega_{i,t-1}$ 衰减。所以当高斯分布满足公式(13)时,设置初始权重为 ω_{init} 。所以,当这种高斯分布不能很好地描述背景,并且影响模型的收敛速度,就可以删除该分布:

$$\omega_{i,t} < \omega_{\text{init}} \& \& \frac{\omega_{i,t}}{\sigma_{i,t}} < \frac{\omega_{i,t}}{\sigma_{i,t}} \quad (14)$$

3) 集成高斯分布

当两个高斯分布(一个是 φ_a 和另一个 φ_b)之间的平均值差异小于一个阈值,这些分布可以整合成一个高斯分布。集成的高斯分布计算方法如下:

$$\omega_{c,t}=\omega_{a,t}+\omega_{b,t} \quad (15)$$

$$\mu_{c,t}=\frac{\omega_{a,t}\mu_{a,t}+\omega_{b,t}\mu_{b,t}}{\omega_{a,t}+\omega_{b,t}} \quad (16)$$

$$\sigma_{c,t}=\frac{\omega_{a,t}\sigma_{a,t}+\omega_{b,t}\sigma_{b,t}}{\omega_{a,t}+\omega_{b,t}} \quad (17)$$

式中: $\omega_{c,t}$ 表示时刻 t 集成高斯分布所带权值; $\mu_{c,t}$ 是指时刻 t 集成高斯分布的均值向量; $\sigma_{c,t}$ 代表时刻 t 对应集成高斯分布的标准差。

2.3 改进的 HSV 阴影消除

阴影是光源不能直接照射到物体表面的黑暗区域,由于将阴影错误分类为前景,在分割和提取运动目标时阴影可能会造成干扰问题。通常,我们只对物体感兴趣,应该检测与物体对应的像素。分析了HSV颜色空间中的像素,HSV颜色空间与人类对色彩的感知密切相关,这是它可以准确区分阴影的主要原因。事实上,投射在背景上的阴影不会显著改变其色调和饱和度。但是,无论是在彩色图像或灰度图像中,V元素总是反映图像的有用信息。根据这一特点,本文提出了一种新的阴影检测方法,决策结果产生的过程如下所示:

$$SP_i(x,y) = \begin{cases} 1, & 0 \leq \frac{I_i^V(x,y)}{B_i^V(x,y)} \leq 1 \& \& |I_i^V(x,y) - I_{i-1}^V(x,y)| \leq 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$
(18)

式中: $I_i^V(x,y)$ 是输入帧图像 (帧 i) 在坐标 (x,y) 的 V 分量; $B_i^V(x,y)$ 是在背景模型中在坐标 (x,y) 的 V 分量; $I_{i-1}^V(x,y)$ 是上一帧中 V 分量的值。由分割步骤产生属

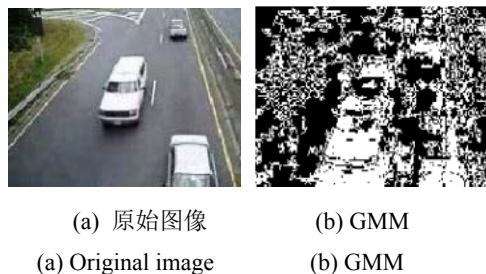


图 1 光线变化的目标场景

于目标的每个像素,根据公式(18)检查它是否是一个阴影。如果 $SP_i(x,y)=1$, 则该点为阴影点,否则为运动目标像素点。与以往仅利用当前帧和背景帧值的变化判断阴影区域的算法相比,该算法增加了当前帧与前一帧之间的值变化,提高了阴影判断的准确性。此外,我们在输入图像和背景模型之间设置了固定比率的 V 分量阈值,从而提高了算法的处理速度。

3 实验结果与分析

在本文中,所有的实验都是在 Windows 7 系统上进行的,系统使用 Intel(R)Core(TM) i7-4790@3.60 GHz CPU 处理器和 8.00 GB 内存;软件部分采用的是 VS2010 和 OpenCV 库,运行速度稳定良好。为了分析该方法的鲁棒性和有效性,本文在不同条件下进行了 4 组实验,采用不同场景下的 4 组公共视频集。实验结果与 GMM 算法和文献[5]中的算法在主观视觉和客观参数统计上进行了比较,检测效果如图 1~图 4 所示。

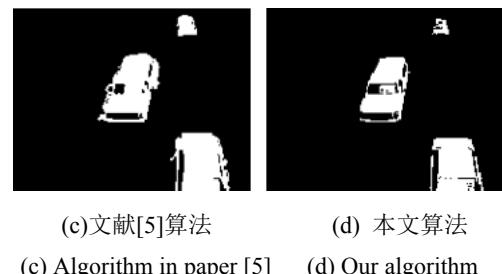


Fig. 1 Light changing target scene

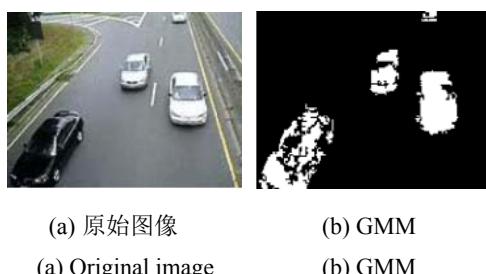


图 2 多目标速度不同的目标场景

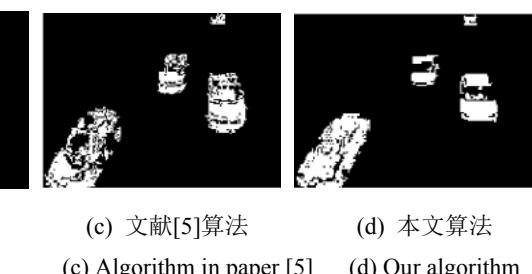


Fig.2 Different multi-target speed target scene



图 3 相机抖动, 目标模糊的目标场景

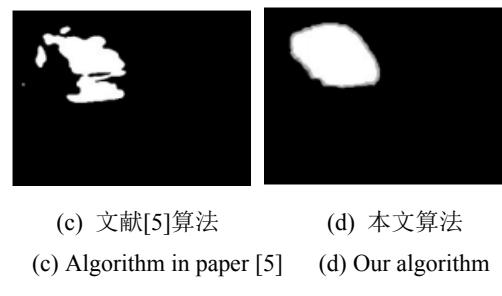


Fig.3 Camera shakes, target blurred target scene

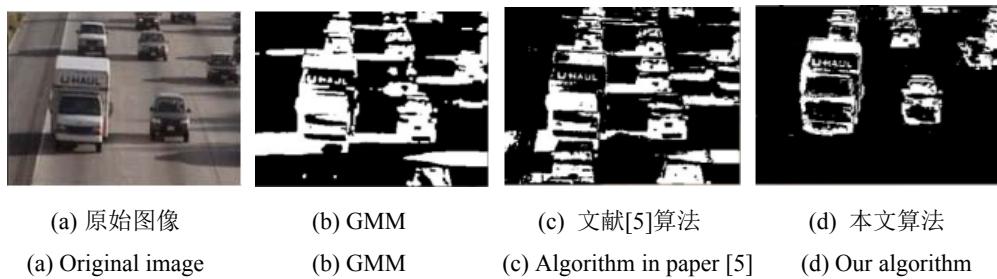


图4 多目标阴影问题严重的目标场景 Fig. 4 Multi-target shadow problem serious target scene

图中(a)表示视频中的一帧图像; (b)表示 GMM 检测到的运动目标; (c)表示文献[5]算法检测到的运动目标; (d)表示本文算法检测到的运动目标图。

图 1 为显示在光照变化场景下的检测结果。图(b)GMM 算法几乎不能识别运动目标，并且在结果中存在错误的检测对象。图(c)文献[5]的算法能够检测到运动的车辆。然而，由于它受到光照变化的影响，边缘和内部细节的信息丢失，使目标的完整性遭到破坏。与之相比，本文所提算法可以检测到较为完整的运动目标信息，提取内部细节的效果也较为理想；图 2 中，图(a)原始图为多目标速度不同的一帧图像，处理效果如下，从主观判断可以看出，子图(b)GMM 算法不能提取完整的对象区域，表明它对低速物体不敏感。文献[5]和我们的算法可以检测到完整的移动目标，但是文献[5]仍然存在空洞现象，且目标的结构信息不够完整。然而，本文算法正好弥补了这个缺点，而对低速移动物体的检测灵敏度在此期间得到了很大的改进；图 3 为摄像机发生抖动状态时的一帧图像，该视频特殊之处在于整个视频中相机都处于抖动状态，即除汽车外的背景都是动态的，同时光线也处于变化中，图(b)GMM 受光线和抖动的影响，目标信息遭到严重破坏，噪声明显，将周围环境误判为运动目标，同时存在阴影，图(c)中文献[5]的算法对噪声的消除十分明显，阴影也有所减少，但在图像轮廓的完整性获取存在不足，本文算法则改进了前者的不足，目标边缘信息比较完整，在内部细节上稍有不足，总体较好；图 4 中，图(b)采用经典的 GMM 获取目标比较突出，但同时阴影问题十分严重，文献[5]相对前者来说，图(c)在阴影的处理效果上有一定的改善，但仍存在阴影，且目标轮廓不够清晰和完整，而采用本文算法，可以很好地消除阴影的影响，噪点也有所减少，提取的目标轮廓更加清晰。

为测试本文提出方法的准确性，本文采用广泛应用的评判标准：精确率（Precision）/召回率（Recall）来客观评估不同检测方法的性能。将实际检测到的目标 T_d 与手工标记的前景 T_{rd} 进行匹配，将 T_d 与 T_{rd} 相匹配的区域定义为 TP； T_d 与 T_{rd} 不相交的区域记为 FP，

即为 $T_d \cap \bar{T}_{rd}$ ；定义 FN 为漏检区域 $|T_{rd} - T_d|$ 。则有公式：

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{FP} + \text{TP}} = \frac{T_d \cap T_{rd}}{(T_d \cap \bar{T}_{rd}) + (T_d \cap T_{rd})} \quad (19)$$

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{FN} + \text{TP}} = \frac{T_d \cap T_{rd}}{|T_{rd} - T_d| + (T_d \cap T_{rd})} \quad (20)$$

式(19)代表的是检测精确率，式(20)代表的是检测的全面性，将两者进行运算结果表示为检索效率，而 Precision 和 Recall 与检索效率是正向关系，前两者的提高，也意味着检索效率的提高，最理性的检测效率为 1。针对以上 4 组处理结果，表 1 给出了本文算法与对比算法的检测效率对比数据。

表 1 4 组实验中不同检测方法的效率对比

Table 1 Comparison of the efficiency of different detection methods in four groups of experiments

| Experimental method | GMM | Paper[14] | Our algorithm |
|---------------------|--------|-----------|---------------|
| Experiment 1 | 0.7146 | 0.8663 | 0.9052 |
| Experiment 2 | 0.7954 | 0.8581 | 0.8837 |
| Experiment 3 | 0.5407 | 0.7614 | 0.8721 |
| Experiment 4 | 0.7635 | 0.8792 | 0.9179 |

综上分析，在复杂的背景环境下，本文所提方法在检测运动目标方面性能较为优异，尤其是在目标细节处理、阴影消除方面较为突出。

4 结论

本文提出了一种基于混合高斯模型融合三帧差分法的改进算法。所提算法可以自动地为每个像素选择分布个数，这种更改可以显著地提高背景提取的收敛速度和精确性，同时可以保持相同的时间适应性。三帧差分法使用自适应分割阈值来适应场景中光线的变化，另外，我们采用边缘检测技术保留运动目标完整的边缘信息，通过 HSV 颜色空间有效地消除阴影。全面分析实验结果，本文提出的算法，可以有效地检测到复杂场景下的运动目标，且具有较好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] XU Y, ZHANG J, GU J, et al. An optimized Vibe target detection algorithm based on gray distribution and Minkowski distance[C]//32nd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation, 2017. DOI: 10.1109/YAC.2017.7967380.
- [2] 张荣刚, 顾强. 基于 ViBe 的动态目标检测算法优化[J]. 机械与电子, 2017, 35(4): 21-26.
ZHANG Ronggang, GU Qiang. Optimization of dynamic target detection algorithm based on ViBe[J]. *Mechanical and Electronic*, 2017, 35(4): 21-26.
- [3] HAN X, GAO Y, LU Z, et al. Research on moving object detection algorithm based on improved three frame difference method and optical flow[C]//Fifth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control, 2016. DOI: 10.1109/IMCCC.2015.420.
- [4] WEI H, LI J, WU X. Moving object detection algorithm using ViBe combined with frame-difference[J]. *Application Research of Computers*, 2017, 34(5): 103-107.
- [5] 李博川, 丁轲. 结合阴影抑制的混合高斯模型改进算法[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(3): 556-561.
LI Bochuan, DING Ke. Improved algorithm of hybrid Gaussian model with shadow suppression[J]. *Computer Engineering and Science*, 2016, 38(3): 556-561.
- [6] JIA J, DONG A, SCIENCE S O, et al. Moving target detection algorithm based on joint histogram[J]. *Computer Engineering & Applications*, 2016, 52(5): 199-203.
- [7] SHI G, SUO J, LIU C, et al. Moving target detection algorithm in image sequences based on edge detection and frame difference[C]// Information Technology and Mechatronics Engineering Conference of IEEE, 2017: 740-744.
- [8] ZHAI J, ZHOU X, WANG C. A moving target detection algorithm based on combination of GMM and LBP texture pattern[C]//Guidance, Navigation and Control Conference of IEEE, 2017: 1057-1060.
- [9] Prasad K, Sharma R, Wadhwan D. A review on object detection in video processing[J]. *International Journal of u- and e- Service, Science and Technology*, 2012, 4(5): 15-20.
- [10] 尹宏鹏, 陈波, 柴毅, 等. 基于视觉的目标检测与跟踪综述[J]. 自动化与仪表, 2016, 42(10): 1466-1489.
YIN Hongpeng, CHEN Bo, CHAI Yi, et al. An overview of visual target detection and tracking[J]. *Journal of Automation*, 2016, 42(10): 1466-1489.
- [11] 王春兰. 智能视频监控系统中运动目标检测方法综述[J]. 自动化与仪表, 2017(3): 1-3.
WANG Chunlan. An overview of moving target detection methods in the intelligent video monitoring system[J]. *Automation and Instrumentation*, 2017(3): 1-3.
- [12] 姬晓飞, 秦宁丽, 刘洋. 多特征的光学遥感图像多目标识别算法[J]. 智能系统学报, 2016, 11(5): 655-662.
JI Xiaofei, QIN Ningli, LIU Yang. Multi-feature optical remote sensing image like multi-target recognition algorithm[J]. *Journal of Intelligent Systems*, 2016, 11(5): 655-662.
- [13] 赵燕熙, 尚振宏, 刘辉, 等. 动态背景下空时特性均显著的运动目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(5): 170-175.
ZHAO Yanxi, SAHNG Zhenhong, LIU Hui, et al. Dynamic target detection in the dynamic background of space-time[J]. *Computer Engineering and Application*, 2017, 53(5): 170-175.
- [14] 王忠华, 王超. 联合帧间差分和边缘检测的运动目标检测算法[J]. 南昌大学学报: 理科版, 2017, 41(1): 42-46.
WANG Zhonghua, WANG Chao. Moving target detection algorithm for combination frame difference and edge detection[J]. *Journal of Nanchang University: Science Edition*, 2017, 41(1): 42-46.