

# 基于四帧帧差和混合高斯模型的运动目标检测

刘波,王平,杨小敏,邓艾

(西华大学 电气与电子信息学院,四川 成都 610039)

**摘 要:** 鉴于传统的帧差法检测准确率不高,容易造成检测错误等问题,提出了一种改进的视频序列运动目标检测算法. 该算法将混合高斯模型与改进的四帧差分算法相结合: 首先,改进的四帧差分是取连续的四帧——第1帧与第3帧、第2帧与第4帧分别进行差分二值运算,采用动态阈值以适应光线变化,将差分的结果轮廓填充,进行“与”运算; 然后,将混合高斯建模后得到的运动目标与改进的四帧差分算法得到的运动目标,进行逻辑“与”运算; 最后,通过形态学处理检测出运动目标. 实验结果证明,改进的算法既能适应光照的变化,又能有效克服空洞的现象,与同类算法相比,具有更高的鲁棒性和准确率.

**关键词:** 混合高斯模型; 四帧差分; 目标检测; 动态阈值; 轮廓填充; 隔帧差分

**中图分类号:** TP751.1

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-1670(2017)05-0013-04

运动目标的检测与分割在视频分析和视频监控方面起着重要的作用<sup>[1]</sup>. 运动目标检测是指从视频序列中检测出前景目标及其携带的运动信息,得到所需要的运动区域. 目标检测一直是计算机视觉领域的一个研究热点<sup>[2]</sup>,是目标识别、智能监控和目标跟踪的基础,所以,目标检测算法具有重要的研究价值<sup>[3]</sup>.

现有的运动目标检测的方法主要分3类<sup>[4]</sup>: 光流法、背景减除法<sup>[5]</sup>和帧间差分法. 光流法<sup>[6]</sup>是把序列图像中每一个像素点都用相应的矢量来描述,利用图像的每一个像素的矢量特征来检测运动目标,体现了三维场景及平面投影丰富的动态信息,用这种方法建立运动目标的像素模型,检测精度高,但是其计算量大,对噪声也比较敏感,难以进行实时检测; 背景减除法算法开销小,速度快,能得到比较完整的运动目标,但是需要有比较稳健的背景模型支撑,对背景的扰动,光照的变化比较敏感; 帧间差分法是通过比较连续两帧或多帧之间的差别来实现运动目标检测,能非常好地适应静态或动态背景,不需要提取和更新背景,算法简单,时间复杂度也比较低,但是很难获取到完整的运动目标区域,容易出现空洞和双影现象. 基于传统帧间差分法,很多专家也不断提出了连续三帧差分<sup>[7]</sup>、区域

差分和对称差分等差分算法. 这些算法虽然在一定程度上弥补了传统帧间差分法的不足,但是仍受特定场景的限制. 文献[8]和[9]提出了四帧差分,在一定程度上减少了漏检的情况,但是目标检测效果不是十分理想.

针对以上存在的问题,笔者提出了一种新的基于四帧帧差和混合高斯模型的运动目标检测算法. 通过改进的四帧帧差法提取目标,同时利用混合高斯背景建模进行背景更新,将中间某帧图像与背景图像做差,提取出目标,通过运动策略分析,将两个检测出的目标进行“与”运算,再通过连通性检测和形态学处理,得到比较完整的运动目标. 实验证明,笔者提出的算法能有效地克服光照变化干扰、噪声干扰、空洞和拖影的问题,具有更高的准确性和鲁棒性.

## 1 混合高斯模型

在混合高斯模型中<sup>[10]</sup>,背景图像中的每一个像素点用 $N$ 个高斯分布来描述,然后将这 $N$ 个高斯分布通过加权组合,得到背景.

### 1.1 初始化背景模型

读入视频序列的前 $N$ 帧图像,用图像预处理方法将其灰度化处理,转化为灰度图像序列 $f_i(i=1,$



2, 3, \dots, N), 将图像中的坐标  $(x, y)$  处的像素值  $f_i(x, y)$  分别赋值给这  $N$  个高斯分布的均值  $u_{i,l}(x, y)$ , 然后为每个高斯分布初始化一个相对比较大的方差, 最后完成混合高斯背景模型的建立. 表达式如下:

$$P(f_i) = \sum_{l=1}^N \omega_{i,l} \eta_l(f_i, u_{i,l}, \sigma_{i,l}). \quad (1)$$

其中,  $N$  是高斯模型的个数,  $\eta_l(f_i, u_{i,l}, \sigma_{i,l})$  表示第  $l$  个高斯分布,  $\omega_{i,l}$  表示第  $l$  个高斯分布的权重, 一般初始值取为  $1/M$ .

### 1.2 运动目标检测

读取视频序列的下一帧图像, 经过预处理后记为  $f_{i+1}$ , 然后将  $f_{i+1}(x, y)$  对应的高斯模型按  $\omega/\sigma$  值从大到小排序, 取比值大的前  $B$  个高斯分布用来生成背景.  $B$  的取值表达式如下:

$$B = \arg \min_B \left( \sum_{l=1}^B \omega_{i,l} > T \right). \quad (2)$$

式中,  $T$  为用户给定的阈值, 也就是门限参数, 然后按式(3)进行匹配, 若  $f_{i+1}(x, y)$  与其背景模型中的第  $k(k \leq B)$  个高斯分布匹配成功, 则认定该点为背景, 否则认定是前景目标. 表达式中  $\lambda$  是前景阈值, 通常取为 2.5.

$$|f_{i+1}(x, y) - u_{i,k}| \leq \lambda \sigma_{i,k}. \quad (3)$$

### 1.3 背景模型更新

新的一帧图像检测完毕之后, 如果  $f_{i+1}(x, y)$  被认定为来自前景, 则表示该点对应模型的前  $B$  个高斯分布函数中没有能够与之匹配, 所以就用一个新的高斯分布函数来替换  $\omega/\sigma$  值最小的那个分布函数, 其均值是  $f_{i+1}(x, y)$ , 并给定一个较小的权重和较大的方差.

能与  $f_{i+1}(x, y)$  匹配的高斯分布更新方式如下:

$$\omega_{i+1,l}(x, y) = (1 - \alpha)\omega_{i,l}(x, y) + \alpha, \quad (4)$$

$$u_{i+1,l}(x, y) = (1 - \rho)u_{i,l}(x, y) + \rho f_{i+1}(x, y), \quad (5)$$

$$\sigma_{i+1,l}(x, y) =$$

$$\sqrt{(1 - \rho)\sigma_{i,l}(x, y)^2 + \rho(f_{i+1}(x, y) - u'_{i,l}(x, y))^2}. \quad (6)$$

不能与  $f_{i+1}(x, y)$  匹配的高斯分布更新方式如式(7)所示:

$$\omega_{i+1,l}(x, y) = (1 - \alpha)\omega_{i,l}(x, y). \quad (7)$$

最后归一化权值, 表达式中  $\alpha, \rho$  是学习速度, 通常由经验确定.

## 2 改进的四帧差分算法

两帧差分法可以比较快速、简单地获取运动目标, 但会出现明显的空洞和双影现象. 三帧差分法对连续三帧视频图像进行差分, 并和固定阈值比较, 进行分割, 最后通过“与”运算来进行前景提取, 虽然能够有效地克服两帧差分法的双影现象, 但是仍然存在比较明显的空洞. 根据帧差法的原理, 利用多帧差分图像进行信息融合连续四帧差分法, 是在传统的连续三帧差分法的基础上提出的. 笔者改进了四帧差分法, 具体步骤如下:

1) 选取连续的 4 帧图像  $f_k(x, y)$ 、 $f_{k+1}(x, y)$ 、 $f_{k+2}(x, y)$ 、 $f_{k+3}(x, y)$ , 分别将其转换成对应的灰度图像, 然后通过中值滤波处理去除噪声干扰, 获得相应的经过滤波处理后的 4 帧图像  $d_k(x, y)$ 、 $d_{k+1}(x, y)$ 、 $d_{k+2}(x, y)$ 、 $d_{k+3}(x, y)$ .

2) 采用隔帧差分的方式, 将第 1 帧与第 3 帧, 第 2 帧与第 4 帧分别进行差分, 并经过动态阈值分割变成二值化图像:

$$g_{1k} = \begin{cases} 1 & |d_k(x, y) - d_{k+2}(x, y)| > M + \Delta m_1, \\ 0 & |d_k(x, y) - d_{k+2}(x, y)| \leq M + \Delta m_1; \end{cases} \quad (8)$$

$$g_{2k} = \begin{cases} 1 & |d_{k+1}(x, y) - d_{k+3}(x, y)| > M + \Delta m_2, \\ 0 & |d_{k+1}(x, y) - d_{k+3}(x, y)| \leq M + \Delta m_2; \end{cases} \quad (9)$$

$$\Delta m_1 = \lambda \frac{1}{i \times j} \sum_{x=0}^{i-1} \sum_{y=0}^{j-1} |d_k(x, y) - d_{k+2}(x, y)|; \quad (10)$$

$$\Delta m_2 = \lambda \frac{1}{i \times j} \sum_{x=0}^{i-1} \sum_{y=0}^{j-1} |d_{k+1}(x, y) - d_{k+3}(x, y)|. \quad (11)$$

其中,  $g_{1k}$ 、 $g_{2k}$  是经过差分运算后的图像,  $\lambda$  是抑制系数, 参考值通常设置为 2,  $i \times j$  是每一帧图像的大小, 其值是检测区域的像素点的数目,  $M$  是预先设定的固定的二值化阈值,  $\Delta m_1$ 、 $\Delta m_2$  均是动态阈值. 动态阈值反映了待检图像光照变化的情况, 光线变化越明显,  $\Delta m$  的值就越大, 而光线变化越小,  $\Delta m$  的值也就越小, 从而有效地抑制了光线变化对目标

检测结果的影响。

3) 对步骤2)得到的二值化图像中的运动目标进行轮廓填充,这里检测出的运动前景目标是白色的,而背景是纯黑色的,故选用纯白色对运动目标区域进行颜色的填充。

4) 为了减少双影,对步骤3)的结果进行逻辑“与”操作:

$$M(x,y) = g_1(x,y) \& g_2(x,y). \quad (12)$$

### 3 本文检测算法流程

在运动目标检测过程中,首先分别采用混合高斯建模算法和改进的四帧差分法得到各自运动前景目标,然后将这两种算法检测得到的目标图像进行逻辑“与”操作,最后通过连通性检测和形态学处理来消除少量小孔洞,从而检测出完整的运动前景目标.具体算法流程如图1所示。

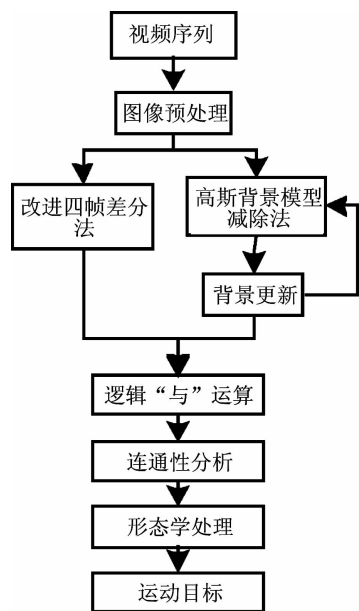


图1 本文检测算法流程

## 4 实验结果与分析

### 4.1 实验结果

为了验证改进的算法的有效性和实用性,笔者从KTH人体行为数据库中选取了一段视频序列进行仿真测试.实验硬件平台为英特尔酷睿 i3 3.40 GHz处理器,软件平台为MATLAB R2014a.

分别采用连续二帧差分、连续三帧差分和本文检测算法对同一段视频序列进行MATLAB仿真实

验,其仿真结果如图2所示。

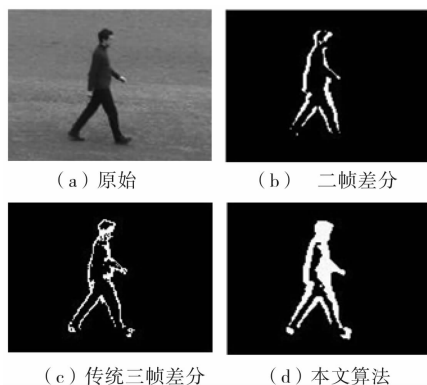


图2 不同算法对同一视频序列检测的结果

由MATLAB仿真对比结果可知:二帧差分法对运动目标的检测存在目标检测不完整的问题,脚部分的细节信息丢失;三帧差分法能检测到运动目标的基本轮廓,但也存在着目标检测不完整的缺点,头部有明显的大片空洞现象.笔者将改进的四帧差分法获取的图像和通过混合高斯背景建模后得到的图像进行逻辑“与”操作,得到共同的运动目标,在保证去除双影的情况下,保留了更多的目标信息,该方法能适应光照改变、背景扰动等复杂场景,所获得的运动目标轮廓更加完整,边缘更加连续,空洞现象和双影现象较少,目标信息也更为丰富,对运动目标的提取也更为有效。

为了进一步验证移动目标速度对本文算法的影响,笔者分别对步行、跑步和正常行驶的汽车的视频进行MATLAB实验仿真,其仿真结果如图3所示。

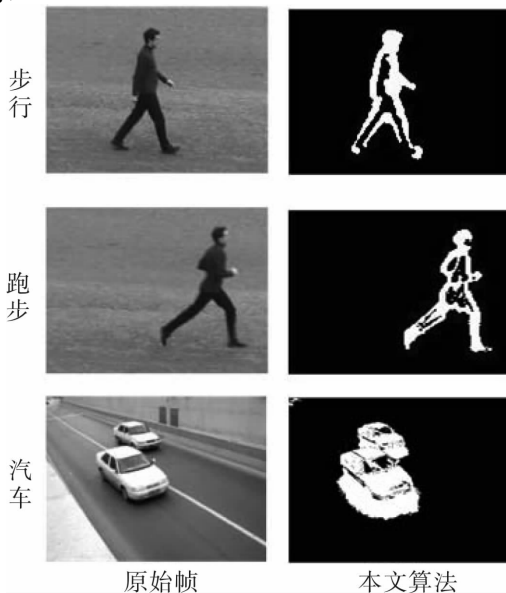


图3 本文算法对不同速度运动目标的检测

从以上仿真结果来看,当移动目标的移动速度很快的时候,目标的检测效果会受到一定的影响.本文算法在对快速移动的目标,比如小汽车进行检测时,效果会受到影响,不能达到十分理想的检测效果,对于跑步运动的检测,能达到预期的效果.从实验结果和人体移动的速度来分析,当移动目标的速度在 0.5 m/s ~ 10 m/s 之间,本文算法可以达到比较理想的检测效果.

#### 4.2 实验结果分析

以识别率  $r_{DR}$  和误检率  $r_{FAR}$  对上述算法的效率和准确度进行分析,计算方法如下:

$$r_{DR} = \frac{n_{AP}}{n_{AP} + n_{FN}}, \quad (13)$$

$$r_{FAR} = \frac{n_{BP}}{n_{AP} + n_{BP}}. \quad (14)$$

其中:

- $n_{AP}$ —正确检测为前景的像素点的个数;
- $n_{FN}$ —未被正确检测为前景的像素点的个数;
- $n_{BP}$ —误检为前景的像素点的个数.

为了保证达到较高的准确率,算法应同时达到相对较低的误检率和较高的识别率.从表 1 中可以看出,传统二帧差分法的识别率要明显低很多,误检率也比较高,传统三帧算法和本文算法的识别率都能达到 95% 以上,能有效地检测出运动目标,而误检率方面差距较为明显,本文算法在这 2 个参数上都有明显改进,既提高了识别率又明显降低了误检率,检测结果准确,而且满足实时性检测要求.

表 1 识别率和误检率

检测算法	识别率/%	误检率/%
二帧差分	90.541	12.211
传统三帧	95.062	10.247
本文算法	96.103	6.251

#### 5 结论

笔者结合混合高斯算法和改进四帧差分来提取运动目标轮廓,通过连通性检测和形态学处理,最终检测出完整的运动目标.实验结果验证了本文算法的有效性:能够有效地解决噪声干扰、光线变

化干扰、拖影和空洞的问题.本文算法为了提高检测准确率,虽然增加了一些算法的复杂程度,但是处理速度依旧很快,能准确检测出运动目标.在对高速运动的目标的检测过程中,检测效果没有人体运动目标的检测效果好,算法在这一方面还有待改进.总之,本文算法达到了预期的效果,完全能够满足人体行为识别领域对运动目标检测的需求.

#### 参考文献:

- [1] 刘威. 基于码子、书模型的动态背景建模及前景目标检测[D]. 天津:天津大学,2013:30-32.
- [2] 张铮. 数字图像处理与机器视觉[M]. 北京:人民邮电出版社,2010.
- [3] 陈敏. 视频监控中运动目标检测算法的研究[D]. 天津:天津理工大学,2011.
- [4] 许志良,周智恒,曹英烈,等. 关于运动目标检测的发展现状研究[J]. 移动通信,2008,32(12):35-38.
- [5] 孙丽. 基于背景建模的运动目标检测算法研究[D]. 沈阳:东北大学,2011.
- [6] 袁国武,陈志强,龚健,等. 一种结合光流法与三帧差分法的运动目标检测算法[J]. 小型微型计算机系统,2013,34(3):668-671.
- [7] 王孝艳,张艳珠,董慧颖,等. 运动目标检测的三帧差分算法研究[J]. 沈阳理工大学学报,2011,30(6):82-85.
- [8] 纪青华,禹素萍. 基于 Surendra 背景减除法和四帧差分法的目标检测算法[J]. 计算机应用与软件,2014,31(12):242-244.
- [9] 张鹏,李思岑,杨燕翔. 融合边缘检测的四帧差分运动目标检测[J]. 电子技术与软件工程,2014(20):106-107.
- [10] TANG Z, MIAO Z J. Fast Background Subtraction and Shadow Elimination Using Improved Gaussian Mixture Model[C]. Ottawa: Haptic, Audio and Visual Environments and Games,2007:38-41.



(责任编辑:王彦江)

(下转第 25 页)

(上接第 16 页)

## Moving Object Detection Based on Four-Frame Difference and Gaussian Mixture Model

LIU Bo, WANG Ping, YANG Xiaomin, DENG Ai

(School of Electrical Engineering and Electronic Information, Xihua University, Chengdu, Sichuan 610039, China)

**Abstract:** In view of the low accuracy of traditional frame difference detection and its easiness to cause detection errors and other issues, this paper proposes an improved video sequence motion target detection algorithm. The algorithm combines the mixed Gaussian model with the improved four-frame frame difference algorithm. Firstly, the improved four-frame difference is a continuous four-frame, the first and the third, the second and the fourth are the difference. The dynamic threshold is used to fit the light change, and then the difference result contour is filled, and finally the "AND" operation is carried out. Do logical "AND" operation between the moving target obtained by mixing the Gaussian model and the moving target obtained by the improved four-frame difference algorithm, and finally through the morphological processing to detect the moving target. From the experimental results, it is proved that the improved algorithm can adapt to the change of illumination and overcome the phenomenon of void effectively, and it has higher robustness and accuracy than the similar algorithm.

**Key words:** Gaussian mixture model; four-frame difference; object detection; dynamic threshold; contour fill; discontinuous frame difference

