

一种改进的基于混合高斯模型的运动目标检测算法

王思思 任世卿

(沈阳理工大学信息科学与工程学院 沈阳 110159)

摘要 运动目标检测是实现目标跟踪和行为分析等任务的基础。在运动目标检测中,消除背景与噪声的干扰,从而将运动目标从图像中分离出来一直是研究的重点。混合高斯模型法被广泛地应用于运动目标检测,对存在小幅度运动的背景有较好的抗干扰能力,并且能提取出较完整的运动目标,但是同时存在噪声干扰,且对阴影抑制效果较差。针对传统混合高斯模型法的不足,提出一种改进的基于混合高斯模型的运动目标检测算法,利用帧差法对光照突变适应性较好和算法简单的特点,将传统混合高斯模型法与和四帧差法结合。实验结果表明,该方法能够有效地消除复杂环境中的噪声,并对阴影有一定的抑制作用,提高了运动目标检测的准确性和完整性。

关键词 运动目标检测,混合高斯模型,四帧差法

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Improved Moving Target Detection Algorithm Based on Gaussian Mixture Model

WANG Si-si REN Shi-qing

(School of Information Science and Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

Abstract Moving object detection is the basis for tracking and behavior analysis tasks. In moving target detection, eliminating the interference of background and noise and separating moving targets out from the image have been the focus of the study. Gaussian mixture model method is widely used in object detection, has a better anti-interference ability for existence of small amplitude motion of background and can extract more complete moving target, but at the same time noise exists and shadow suppression is less effective. An improved algorithm for moving target detection based on Gaussian mixture model was proposed to make up the deficiencies of original Gaussian mixture model method, original Gaussian mixture model and four-frame differencing were combined by taking advantage of the better adaptability to light change and simple algorithm features of frame difference method. The experimental results indicate that the proposed method can eliminate noise and shadow effectively in complex environment and improve the accuracy and integrity of moving target detection.

Keywords Moving target detection, Gaussian mixture model, Four-frame differencing

运动目标检测是计算机视觉领域中的一个重要内容,其检测效果将会对目标跟踪与识别造成一定的影响。目前较为常用的运动目标检测方法有光流法、帧间差分法和背景减法^[1]。混合高斯模型(Gaussian Mixture Model)由 Stauffer 和 Crimmon 提出,该方法使用 K (一般为 3 到 5)个高斯模型来表征图像中各个像素点的特征,对存在小幅度运动的背景有较好的抗干扰能力,缺点是速度慢,对光照突变较敏感,从而容易造成误检;且对阴影抑制效果较差,影响运动目标检测的结果。帧差法对光照突变适应性较好,算法简单,运算速度较快,但是也存在只能提取部分运动目标的缺点,针对以上问题,本文提出了一种将混合高斯模型和四帧差法相结合的算法。

1 混合高斯模型法

1.1 混合高斯背景模型

在混合高斯模型中,对图像中每个像素点建立 K 个高斯模型, t 时刻像素点 X 的概率密度函数如下。

$$P(X_t) = \sum_{n=1}^K W_{n,t} \times \eta(X_t, \mu_{n,t}, \Sigma) \quad (1)$$

$$\eta(X_t, \mu_{n,t}, \Sigma) = \frac{1}{2\pi^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{n,t} (X_t - \mu_{n,t})^T (X_t - \mu_{n,t}) \right] \quad (2)$$

式中, η 表示单高斯概率密度函数; $W_{n,t}$ 表示 t 时刻第 n 个高斯模型的权值大小,其中 $\sum_{n=1}^k W_{n,t} = 1, 0 \leq W_{n,t} \leq 1$; $\mu_{n,t}$ 表示 t 时刻第 n 个高斯模型的均值向量; Σ 表示 t 时刻第 n 个高斯模型的协方差向量,其中 $\Sigma = \sigma_{n,t}^2 I$ (I 为单位矩阵), $\sigma_{n,t}$ 为 t 时刻第 n 个高斯模型的标准差; K 表示高斯模型的数量,一般在 3 到 5 之间取值。

1.2 背景的选取

首先,按 $W_{n,t}/\sigma_{n,t}$ 的比值将每个像素点的 K 个高斯分布由大到小进行排序,则描述背景可能性越大的分布越靠前,描述背景可能性越小的分布越靠后。因此,选择前 B 个分布作为背景像素模型,如式(3)所示。式中, H 取最佳经验阈值 0.75。

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{n=1}^b W_{n,t} \right) > H \quad (3)$$

王思思(1990-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理与分析技术;任世卿(1975-),男,副教授,主要研究方向为计算机视觉。

1.3 参数的更新及前景目标的提取

对获取的当前帧的各个像素值分别与已经存在的 K 个高斯分布进行匹配,如果满足式(4),则该像素值与高斯分布匹配成功,则对第一个相匹配的高斯分布的参数进行更新,如式(5)~式(8);对不匹配的 $K-1$ 个高斯分布的权值衰减处理,如式(9)所示。如果不满足式(4),则匹配不成功。

$$|X_{t+1} - \mu_{n,t}| < 2.5\sigma_{n,t} \quad (4)$$

$$W_{n,t+1} = (1-\alpha)W_{n,t} + \alpha \quad (5)$$

$$\rho = \alpha / W_{n,t+1} \quad (6)$$

$$\sigma_{n,t+1}^2 = (1-\rho)\sigma_{n,t}^2 + \rho \times (X_{t+1} - \mu_{n,t+1})^T (X_{t+1} - \mu_{n,t+1}) \quad (7)$$

$$\mu_{n,t+1} = (1-\rho)\mu_{n,t} + \rho \times X_{t+1} \quad (8)$$

$$W_{n,t+1} = (1-\alpha)W_{n,t} \quad (9)$$

其中, α 为学习率,是决定着背景更新速度的重要参数, α 越小,则更新的速度越慢;反之,则越快。 ρ 为权值更新率。如果获取的当前帧的像素点与 K 个高斯分布都匹配不成功,则用一个新的高斯分布代替权值最小的高斯分布,新的高斯分布以当前的像素值为均值,并且初始化一个较大的方差(本文取 30)和一个较低的权值(本文取 0.02)。

若当前帧的像素值与 B 个高斯模型都不匹配,则判定该像素点为前景点(运动目标),否则为背景点。本文为了提高计算速度,并没有对每一帧图像的所有像素点进行匹配,而是隔行隔列提取。

2 基于混合高斯模型的运动目标检测

2.1 四帧差法

从视频序列中提取连续的 4 帧图像 $f_{k-2}(x, y)$ 、 $f_{k-1}(x, y)$ 、 $f_k(x, y)$ 和 $f_{k+1}(x, y)$, 定义第 $k-2$ 帧图像和第 $k-1$ 帧图像之间的差为 $D_1(x, y)$, 第 k 帧图像和第 $k+1$ 帧图像之间的差为 $D_2(x, y)$, 如式(10)和式(11)所示。

$$D_1(x, y) = |f_{k-1}(x, y) - f_{k-2}(x, y)| \quad (10)$$

$$D_2(x, y) = |f_{k+1}(x, y) - f_k(x, y)| \quad (11)$$

为了消除噪声,对 D_1 进行二值化处理,若 $D_1(x, y) > T$, 则 $f(x, y) = 1$; 否则, $f(x, y) = 0$ 。同理 D_2 也进行相同的二值化处理。将二值化后的 D_1 和 D_2 分别进行形态学膨胀处理后,将得到的结果进行逻辑与运算,得到结果 1。对第 K 帧图像提取边缘并二值化,并分别与膨胀处理后的 D_1 和 D_2 进行逻辑与运算,再将得到的两个结果进行逻辑或运算,得到结果 2。将结果 1 与结果 2 进行逻辑或运算并进行后期处理得到运动目标。四帧差法的流程图如图 1 所示。



图 1 四帧差法流程图

2.2 本文算法

本文提出了一种改进的基于混合高斯模型的运动目标检测算法。首先,将视频图像序列进行预处理,即将图像转换成灰度图像。然后,将四帧差法的结果进行形态学膨胀处理后与混合高斯模型法进行一次逻辑与操作,得到最终的运动目标。本文算法流程图如图 2 所示。

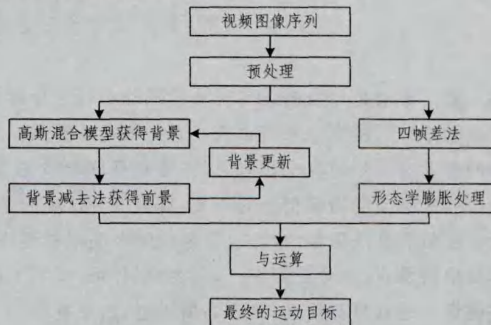


图 2 本文算法流程图

3 实验结果及分析

本实验使用的操作系统为 Windows8 的台式机,采用 Matlab R2012a 进行仿真。实验所采用的视频是在学校教学楼拍摄的。选取视频的第 32 帧和第 94 帧进行分析,图 3 和图 4 分别为第 32 帧和第 94 帧的运动目标检测结果。

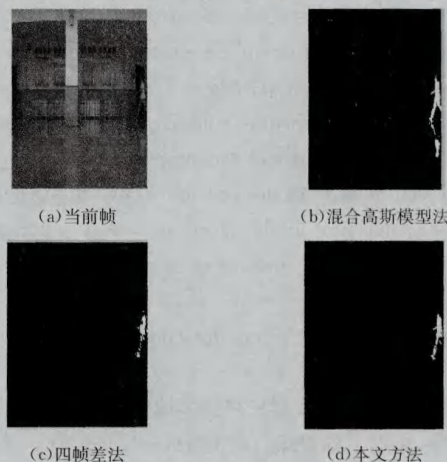


图 3 运动目标检测结果

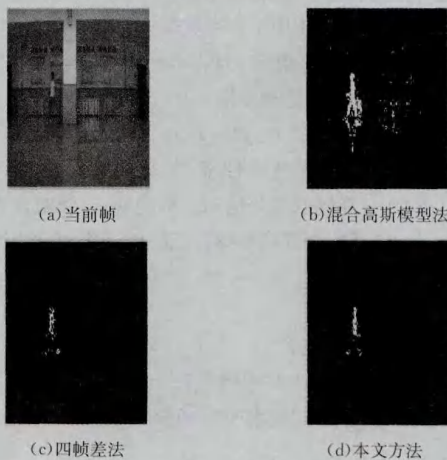


图 4 运动目标检测结果

4.2 算法适用性分析

通过 KPCA 实验二的结果可以发现, KPCA 算法与基于神经网络的 KPCA 逼近算法取得了相近的识别率, KFDA 算法与基于神经网络的 KFDA 逼近算法也取得了相近的识别率。因此可以推出基于神经网络的快速核子空间算法不仅能够对一次映射的 KPCA 算法结果进行逼近, 同时能够对改进的 KFDA 算法即包含二次映射的算法结果进行逼近。进而也可以推出基于神经网络的快速核子空间算法对多次映射的核子空间算法都可以进行逼近。

4.3 识别时间分析

综合 KPCA 实验二和 KFDA 实验二的结果可以得出, 随着隐含层神经元个数的增加, 基于神经网络的快速核子空间算法的人脸识别时间增长。通过比较实验二中核子空间算法和基于神经网络的快速核子空间算法的识别时间可以得出, 核子空间算法的识别时间与隐含层神经元数为全训练样本数的基于神经网络的快速核子空间算法的识别时间相近, 进而可以得到隐含层神经元个数与全样本个数的比值, 与该隐含层基于神经网络的核子空间算法识别时间与核子空间算法的识别时间的比值存在相近关系。

4.4 隐含层神经元设置分析

综合 KPCA 实验三和 KFDA 实验三的结果可以发现, 基于神经网络的快速核子空间算法的识别率能够与核子空间算法识别率相近甚至相当。当隐含层神经元个数设置为训练样本数量的一半或更少时, 快速核子空间算法能够取得相近甚至相当于核子空间算法的识别率。从而在满足一定识别正确率的条件下, 基于神经网络的快速核子空间算法的识别时间能够减少 50% 甚至更低。

4.5 3 种核函数的比较分析

综合 KPCA 实验四和 KFDA 实验四的结果可以发现, 基于神经网络的 KPCA 逼近算法和基于神经网络的 KFDA 逼近算法利用 3 种核函数的识别率最高值相似, 但高斯核函数逼近速度最快, 且识别率较其它两种核函数略高。

结束语 本文提出了一种基于神经网络的快速核子空间人脸识别算法模型, 利用训练样本数据和核子空间算法在核空间中提取的一组基, 形成训练神经网络的输入输出样本对, 从而能够利用神经网络的隐含层神经元将核特征子空间的基表示进行约减。在人脸识别的过程中, 避免了测试样本向由全部训练样本构成的特征子空间的基的投影, 而是向由隐含层神经元构成的近似子空间投影, 因而当隐含层神经元个数较少时, 能够大幅提高识别速度。

参考文献

- [1] 李扬, 孙劲光, 孟祥福, 等. AMSR 与 SVM 相结合的人脸识别方法[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(3): 823-825, 844
- [2] Paul Suetens, et al. A Comparative Study Of 3-D Face Recognition Under Expression Variations [J]. IEEE Transactions On Systems, Man & Cybernetics; Part C-Applications & Reviews, 2011, 42(5): 710-727
- [3] Arandjelović, Ognjen. Colour Invariants Under A Non-Linear Photometric Camera Model And Their Application To Face Recognition From Video [J]. Pattern Recognition, 2012, 36(8): 2499-2509
- [4] Oka, Yuki, Shakunaga T. Real-Time Face Tracking And Recognition By Sparse Eigentracker With Associative Mapping To 3D Shape [J]. Image & Vision Computing, 2011, 32(2): 147-158
- [5] Zuo Xi-Nian. New Robust Face Recognition Methods Based On Linear Regression [J]. Plos ONE, 2012, 7(8): 1-10
- [6] Van Huffel S, et al. Application Of Kernel Principal Component Analysis For Single-Lead-ECG-Derived Respiration [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 59(4): 1169-1176
- [7] 文平. 基于主动数据选取的半监督自适应聚类算法研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2012
- [8] Chu Wen-sheng, Chen Ju-chin, Lien J-J J. Kernel Discriminant Transformation For Image Set-Based Face Recognition [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(8): 1567-1580

(上接第 174 页)

从实验结果中可以看出, 采用混合高斯模型法提取出的运动目标较完整, 但是同时存在噪声干扰, 且对阴影抑制效果较差。四帧差法能检测出人体的轮廓, 但提取出的运动目标存在空洞现象。相对而言, 本文方法吸取了两种方法的优点, 并且弥补了各自的不足, 不但能检测出较完整的运动目标, 而且对噪声和阴影的抑制效果较好。

结束语 本文提出了一种改进的基于混合高斯模型的运动目标检测算法, 将四帧差法的结果进行形态学膨胀处理后与混合高斯模型法进行一次逻辑与操作, 得到最终的运动目标。实验结果表明, 本文的方法结合了混合高斯模型法和四帧差法的优点, 能检测出较完整的运动目标, 并且克服了彼此的不足之处, 对噪声和阴影的抑制效果较好。对于复杂的环境, 本算法的鲁棒性较强。但是本文方法也有不足之处, 计算速度分别比混合高斯模型法和四帧差法要慢, 需要进一步改进。

参考文献

- [1] 任克强, 余启明, 罗会兰. 一种改进的混合高斯模型运动目标检测算法[J]. 电视技术, 2012, 36(23): 168-171
- [2] 茅正冲, 王丹, 徐昊. 一种基于混合高斯模型的运动目标检测新算法[J]. 科学技术与工程, 2013, 14: 4070-4073
- [3] 魏玮, 吴琪. 三帧差结合改进高斯建模的运动目标检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2014, 3: 949-952
- [4] 陈雪莹. 基于混合高斯的背景建模与更新算法的研究与实现 [D]. 沈阳: 东北大学, 2009
- [5] 刘光宇, 刘国栋. 基于混合高斯模型的运动目标检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(24): 180-182
- [6] 田颀, 王佐成, 薛丽霞. 基于混合高斯模型的运动目标检测改进算法[J]. 视频应用与工程, 2012, 36(17): 144-147