

基于改进的高斯混合模型的运动目标检测

范文超 李晓宇 魏凯 陈兴林

(哈尔滨工业大学航天学院 哈尔滨 150001)

摘要 运动目标检测是实现目标跟踪、视频监控的基础。针对基于高斯混合模型的运动目标检测算法的不足,提出了一种基于分块思想和高斯模型个数自适应的改进高斯混合算法。利用对视频图像分块的思想,在提高目标检测效率的同时,实现对视频的滤波处理;并利用高斯混合模型中高斯分布个数自适应操作来降低算法复杂度,提高运动目标检测的速度。实验结果表明:该算法比传统高斯混合模型运动目标检测算法具有更快的检测速度和更好的检测效果,并降低了检测噪声,能有效地检测运动目标,适用于运动目标的实时检测。

关键词 运动目标检测,高斯混合模型,分块思想,自适应

中图分类号 TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.5.058

Moving Target Detection Based on Improved Gaussian Mixture Model

FAN Wen-chao LI Xiao-yu WEI Kai CHEN Xing-lin

(School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract Moving object detection is the basis for object tracking and video surveillance. An improved Gaussian mixture algorithm for moving objects detection based on block and the self-adaptive number of Gaussian mixture model was proposed, aiming at the deficiency of moving target detection algorithm based on Gaussian mixture model. Idea of video image blocking is used to improve efficiency of target detection and at the same time realize video filtering processing. And self-adaptive operation based on number of Gaussian distribution in Gaussian mixture model is used to reduce complexity of algorithm, improve speed of moving target detection. Experimental results indicate that the improved Gaussian mixture algorithm possesses faster detection speed, better detecting effect, and reduces detection noise. It can detect moving target effectively, and is suitable for real-time detection of moving targets.

Keywords Moving target detection, Gaussian mixture model, Blocking idea, Self-adaptive

目标检测是计算机图像处理的基础,是视频处理和编码的关键,根据应用范围分为静态目标检测和运动目标检测^[1]。相对于静态目标检测,运动目标检测更多依赖于目标的运动特性,需要将前景变化区域从背景图像中提出来。但在实际场景中,光线变化、目标运动等各种干扰的存在,造成检测背景不断变化,这给运动目标的检测工作带来巨大的挑战。目前,在摄像机固定的监控系统中,常采用帧间差分法和背景差分法处理运动目标检测工作^[2-4],其中基于混合高斯模型背景差分法最为常见,该算法由于采用多个高斯分布加权建模,能够描述像素值分布的双峰或多峰状态,对背景的自适性高,在建模过程中允许目标运动,因此适合对光线缓慢变化、存在小幅度重复运动进行背景建模。但是基于高斯混合模型建模的运动目标检测算法复杂,检测效率低,不利于对运动目标的实时监控,同时监控摄像头采集的图像噪点较多,对运动目标检测造成干扰^[5-10]。

本文利用对视频图像分块的思想实现对视频的均值滤波处理,并对高斯混合模型进行改进,从而降低算法复杂度,同

时又利用高斯混合模型中高斯分布自适应操作提高运动目标检测算法的运行效率^[11]。最后,实验表明本文设计的算法较传统运动目标检测算法获得了更好的检测效果,降低了检测噪声,并具有很好的稳定性,适用于运动目标实时监测。

1 高斯混合模型运动目标检测算法

1.1 高斯混合模型介绍

高斯混合模型对背景图像中的每一个像素点用 K 个状态表示并定义 K 个高斯分布。 K 一般取 $3 \sim 5$ 之间,代表高斯分布的个数, K 值取得越大,背景模型抗干扰能力越强,但计算量也越大。假设对于每个像素的 K 个高斯分布相互独立,互不相关,则对于用 K 个高斯分布描述的像素点的数学模型为:

$$f(I_t) = \sum_{k=1}^K \omega_{k,t} \cdot \eta(I_t | \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t}) \quad (1)$$

式中, $\mu_{k,t}$ 和 $\Sigma_{k,t}$ 表示 t 时刻的第 k 个高斯分布的均值与协方差矩阵, I_t 为像素的颜色值, $\omega_{k,t}$ 表示 t 时刻的第 k 个高斯分

到稿日期:2014-06-25 返修日期:2014-10-16 本文受国家科技重大专项(2009ZX02207)资助。

范文超(1990—),男,硕士生,主要研究方向为嵌入式系统设计和运动控制,E-mail: fanwenchao04101@163.com;李晓宇(1990—),女,硕士生,主要研究方向为运动控制和智能控制;魏凯(1990—),男,硕士生,主要研究方向为运动控制;陈兴林(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为运动控制、伺服控制。

布的权重,并且权重和满足 $\sum_{k=1}^K \omega_{k,t} = 1$ 。式中的 $\eta(I_t | \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t})$ 为第 k 个高斯分布在 t 时刻的高斯密度函数,其表达式为:

$$\eta(I_t | \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_{k,t}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(I_t - \mu_{k,t})^T \Sigma_{k,t}^{-1} (I_t - \mu_{k,t})} \quad (2)$$

式中, n 为描述像素 I_t 的变量的维数。灰色图像一般用灰度值描述每个像素,此时取 $n=1$ 。

1.2 高斯混合模型初始参数确定

初始化时选取第一帧图像的所有像素值来对高斯混合模型中的第一个高斯分布的均值 μ_1 进行初始化,并且需要为这个高斯分布赋予一个相对其他高斯分布更大的初始方差 σ^2 和权值 w_1 。此时其它的高斯分布的均值取0,初始方差取较大值,权值取相同的较小值。通过这种方法可以减少背景学习时间,同时对内存要求也较低。

1.3 高斯混合模型参数更新

获取一帧新的图像,将该图像的每个像素值与该像素的 M 个高斯模型进行匹配,如果该像素与高斯混合模型的 M 个高斯模型中的一个满足式 $|I_t - \mu_{i,t-1}| \leq D\sigma_{i,t-1}$,则认为该像素与该高斯模型匹配^[7]。式中 D 为匹配常数,一般取2.5。当前像素经过与高斯混合模型匹配,会出现两种情况:(1)当高斯混合模型的 M 个高斯模型中的一个或几个与像素 I_t 相匹配时,则按照如下方法更新该高斯分布的参数:

$$\begin{aligned} w_{i,t} &= (1-\alpha)w_{i,t-1} + \alpha \\ \mu_{i,t} &= (1-\rho)\mu_{i,t-1} + \rho I_t \\ \sigma_{i,t}^2 &= (1-\rho)\sigma_{i,t-1}^2 + \rho(I_t - \mu_{i,t})^2 \end{aligned} \quad (3)$$

式中, α 为自定义学习率, ρ 为参数更新率且 $\rho \approx \alpha/w_{i,t}$ 。其中, α 取值范围是 $[0, 1]$, α 的取值决定背景模型参数更新速率, α 取值越大,更新的速率越快,为了减少噪声, α 常取较小的值,这里 α 取0.01。其中不匹配的高斯模型保持均值和方差不变,由于权值公式中的常量 α 在衰减过程中不影响值的变换,因此将常量 α 舍去,使权值按照式 $w_{i,t} = (1-\alpha)w_{i,t-1}$ 衰减。(2)当该像素值 I_t 没有与高斯混合模型中任何一个高斯模型匹配时,则认为出现了新的分布。这时将用当前像素值 I_t 取代原有高斯混合模型中影响最小的高斯分布,并且其标准差取较大值,权值保持替换掉的高斯模型的权值。

1.4 背景模型更新

首先,权值进行归一化并对每个像素的各个高斯模型按 $w_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 的值进行从大到小排序。如果排序的前 M_1 个 $w_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 对应的高斯模型的权重 $w_{i,t}$ 满足式(4),则认为该像素点的这 M_1 个高斯模型描述背景,其余的高斯模型描述运动物体。

$$M_1 = \arg \min_m (\sum_{k=i}^m w_{k,t} \geq T) \quad (4)$$

式中, T 为权值的阈值,且 $0.5 < T < 1$ 。

2 高斯混合模型算法的改进

高斯混合模型需要为视频序列中图像的每个像素建立 M 个高斯模型,并且需要更新均值、标准差和权值等,同时需要对每个像素的 M 个高斯分布进行排序和更新等操作,因此其计算量非常大,不利于进行实时监控。本文针对高斯混合模型算法复杂和计算量比较大的问题,提出利用分块思想和高斯混合模型自适应选择方法对高斯混合模型进行改进。

2.1 基于块的背景建模方法

背景差分法一般应用于场景固定的场合,背景通常保持基本不变,很多区域的像素值是一样的或者相近的,它们对应的模型参数也应该相同或者相近。在建立高斯模型时,可以将这些相同或者相近的像素点一起建模,这样能够大大减少计算量。因此本文采用图像分块的方法对高斯混合模型进行改进。

首先,将视频序列中的图像分割为多个重叠的小块。块不能太大,否则可能因运动物体边缘和背景同为一个块而丢失运动物体的信息,从而使检测效果变差甚至无法检测到运动物体。在本文中采用 $l \times l$ 的方块对图像进行分块,其中 l 取3,并用每个块的所有像素点的均值 x_t 表示该块的大小,其中 $x_t = \frac{1}{l \times l} \sum_{x=1}^l \sum_{y=1}^l I(x, y, t)$ 。图像边界区域可能会出现像素点不够的情况,这时可以将不够的区域用0填充。

经过对视频图像进行分块操作后,我们就可以用块代替原来的点,采用同样的方法对图像进行建模。

2.2 高斯模型自适应选取

在实际监控中,监控场景中很多区域变化并不剧烈,比如室内监控中墙壁、室外的地面等,此时只需要一个高斯分布即可描述背景。当监控场景中存在树叶摇晃、水纹波动等干扰时,可以采用多个高斯模型描述背景^[12]。因此本文采用对高斯混合模型中单高斯模型个数自动选择的方法^[13]。

具体步骤如下:

(1)背景模型初始化。为监控场景中图像的所有像素点只分配一个高斯模型,并且此时的权值为1,高斯分布的均值为当前像素值,方差取较大值,此处取为36。

(2)高斯分布个数选择。当场景发生变化时,如果出现某个像素值与当前像素的高斯分布不匹配的情况,则新增一个高斯分布。新增加的高斯分布均值为当前像素值,方差取36,权值取较小值 w_{mit} 。在这里设定每个像素高斯分布的最大值为5。如果当前像素的高斯分布的个数小于5,则直接添加新的高斯分布;如果当前像素的高斯分布个数等于5,则用新的高斯分布替换高斯混合模型中的最后一个,并且其余的高斯分布保持不变。

(3)判断高斯分布是否过期。按照高斯混合模型进行更新,如果当前像素的某一高斯模型不能很好地描述背景,其权值按照 $w_{i,t} = (1-\alpha)w_{i,t-1}$ 不断衰减。因此我们可以设定一个初始权值 w_{mit} ,当像素对应的某个高斯分布的权值 $w_{j,t}$ 满足式(5)时,说明此高斯分布已经不能很好描述背景,如果让其继续学习更新以适应场景模型,则会影响模型的收敛速度并花费较长时间,因此可以认为该高斯分布已经过期,可将其删除。

$$w_{j,t} < w_{mit} \text{ 且 } \frac{w_{j,t}}{\sigma_{j,t}} < \frac{w_{mit}}{\sigma_{mit}} \quad (5)$$

2.3 改进的高斯混合模型流程图

改进高斯混合算法流程如图1所示,首先需要输入视频进行分块处理,采用 3×3 的块,然后对高斯模型进行初始化;初始化后,将当前输入视频图像对应像素与背景模型的高斯模型进行匹配,如果匹配则进行高斯模型参数更新;如果不匹配则根据当前像素高斯模型的个数选择是否添加,如果没有超过最大值则添加高斯模型,否则替换最小的高斯模型。

经过上述更新或者判断得到每个像素点对应的高斯混合模型,采用判断模型是否过期的准则对模型进行判断,从而决定是否删除权值较小的模型,然后确定描述背景模型的高斯分布确定当前背景模型,并根据判别准则识别运动物体并输入下一帧图像进行识别。

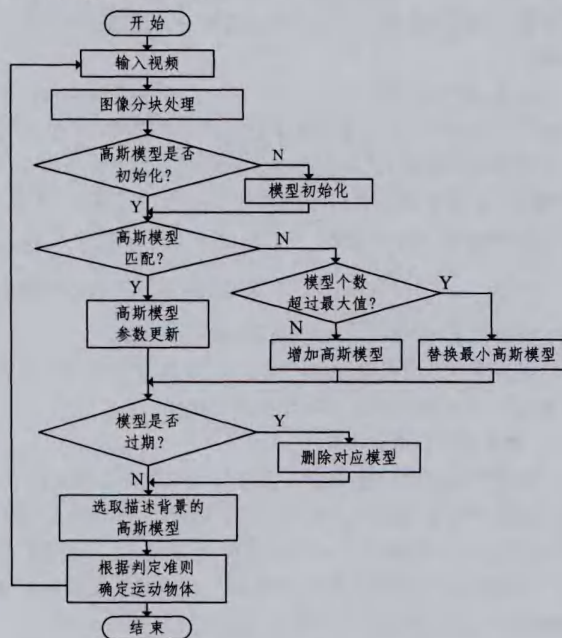


图1 改进的高斯混合模型流程

3 实验结果及分析

为验证本文提出的改进的高斯混合模型算法对运动物体的有效性,本节将对该算法进行实验验证,并和其他方法进行比较分析。本次的实验计算机CPU为Pentium(R) E5300 2.6GHz,内存为2G,仿真软件为Matlab 2012b。对高斯混合模型背景差分法进行检测时,为减少计算量,首先对彩色图像进行灰度化处理,并假定各像素之间是相互独立的。

改进的高斯混合模型背景差分法首先需要对输入背景进行分块处理,这里采用的块为 $l=3$ 的 3×3 的块,其中用块的平均值表示当前块的值。高斯混合模型的最大高斯分布的上限为5,初始权值 w_{init} 取0.2。本次实验采用4段视频,其中视频信息如表1所列。

表1 测试视频详细信息

视频	名称	分辨率	帧数
视频1	ccb1.avi	360 * 240	80
视频2	vipmen.avi	160 * 120	283
视频3	viptraffic.avi	160 * 120	120
视频4	Testvideo.avi	320 * 240	300

本次实验分别对单高斯背景模型、高斯混合模型和改进的高斯混合模型进行测试。其运行时间与检测效果分别如表2和图2所示。其中表2列出了这3种算法的每秒处理的帧数。

表2 各高斯混合模型的运行时间

背景模型	视频1	视频2	视频3	视频4
单高斯模型	19.8fps	20.3fps	21.6fps	18.3fps
高斯混合模型	2.42fps	4.6fps	5.1fps	2.51fps
改进高斯混合模型	12.6fps	15.3fps	16fps	13fps

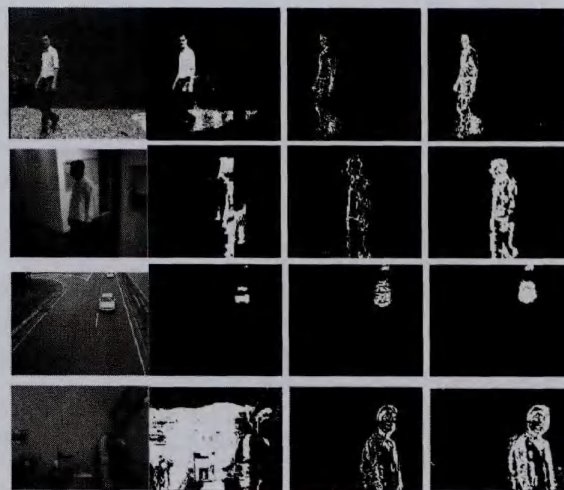


图2 实验结果对比

图2(b)是采用单高斯模型检测的结果,通过与原始图像(a)和高斯混合模型检测结果(c)比较可以发现,单高斯模型检测结果中带有噪声点,这是由于单高斯背景模型假定背景符合单峰分布,从而对背景图像建立单高斯模型,当摄像头拍摄图像像素点发生微小波动时,可能造成当前像素点与背景模型不匹配从而被检测为运动像素点。尤其在视频4中,当运动物体经过场景时受灯光光线的影响,造成检测算法失效。图2(c)为高斯混合模型的检测结果,可以看出噪声明显减少,并且运动物体轮廓更清晰。这是由于高斯混合背景模型对像素点建立多个单高斯模型,只有当前像素点与高斯混合背景模型中的任何一个单高斯分布匹配时,才认为该点为背景点。通过表2可以看出高斯混合模型算法检测帧率很低,这是由于高斯混合算法复杂度高造成的。图2(d)为本文提出的改进算法的检测结果,由于对图像进行了 3×3 的分块操作,将带有噪声的区域用原有的块的平均值进行代替,相当于进行了滤波处理,因此检测结果中噪声得到了很好的抑制,同时分块处理后运算量相应减少,加快了算法处理速度;并且对高斯混合模型中单高斯模型的个数进行自适应操作,通过表2可以看出算法效率得到很大的改善,从而保证了视频连续性。

本文采用的改进的高斯混合模型大大降低了建模过程的计算量,但也存在着一定的缺点。由于文中采用 $l \times l$ 的方块对图像进行分块操作,图像边界区域可能会出现像素点不够的情况,这时将不够的区域用0填充会出现图像边界区域图像检测失效的情况,而且如果运动物体边缘和背景同为一个块,会产生丢失运动物体信息的情况,从而使检测效果变差;同时用块的平均值替代像素点的原有值,会使检测运动物体的轮廓变得模糊,图2中(c)和(d)的检测结果对比说明了这一点。但是在运动目标实时监测场合,更重要的是抑制噪声干扰,以保证视频的清晰度;增加算法的处理速度,以保证视频的连续性。综合考虑,改进的高斯混合模型比其他两种模型更适合用在运动目标实时监测场合。

结束语 本文提出了一种基于分块思想对检测视频图像进行分块的算法,其可以提高检测算法的运行效率,对图像实

(下转第319页)

- rd University Press, 1996; 91-108
- [4] Marrocco C, Molinara M, D'Elia C, et al. A computer-aided detection system for clustered microcalcifications[J]. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2010, 50; 23-32
- [5] Jiang J, Trundle P, Ren J. Medical image analysis with artificial neural networks[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2010, 34; 617-631
- [6] Quellec G. Medical Case Retrieval From a Committee of Decision Trees[J]. *IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine*, 2010, 14(5); 1227-1235
- [7] Swiniarski R, Lim H K. Independent component analysis, principal component analysis and rough sets in hybrid mammogram classification[C]//*Proceedings of the 2006 International Conference on Image Processing*, 2006. Washington, DC; IEEE Computer Society, 2006; 1121-1126
- [8] 耿俊. 青霉素发酵过程的模型化研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2009
- [9] 谢国城, 蒋芸, 陈娜. 基于超球体多类支持向量数据描述的医学图像分类新方法[J]. *计算机应用*, 2013, 33(11); 3300-3304
- [10] Larochelle H, Bengio Y. Classification using Discriminative Restricted Boltzmann Machines[C]//*Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning*, 2008. Helsinki, Finland, 2008; 1-8
- [11] Hinton G E. A practical guide to training restricted boltzmann machine[R]. Technical report, Toronto; Machine Learning Group University of Toronto, 2010
- [12] Hinton G E, Osindero S, Teh Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7); 1527-1554
- [13] Smolensky P. Information processing in dynamical systems: foundations of harmony theory[M]. Cambridge, MA, USA; MIT press, 1986
- [14] Neal M. Probabilistic Inference using Markov Chain Monte Carlo Methods[R]. Technical Report; CRG-TR-93-1. Toronto; Dept. of Computer Science, University of Toronto, Sept. 1993
- [15] Gilks W, Richardson S, Spiegelhalter D J. Markov Chain Monte Carlo in Practice[M]. London; Chapman&Hall, 1996
- [16] Hinton G E. Training products of experts by minimizing contrastive divergence[J]. *Neural Computation*, 2002, 14(8); 1771-1800
- [17] Carreira-Perpin M A', Hinton G. On contrastive divergence learning[C]//*Proceedings of the 10th International Conference on AI and Statistics*, 2005. Barbados, 2005
- [18] Salakhutdinov R, Mnih A, Hinton G. Restricted Boltzmann Machines for Collaborative Filtering[C]//*Proceedings of the 24th international conference on Machine learning*, 2007(ICML'07). New York, 2007
- [19] Taylor G, Hinton G, Roweis S. Modeling human motion using binary latent variables[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems 20*, 2006. Cambridge; MIT Press, 2006
- [20] Welling M, Rosen-Zvi M, Hinton G E. Exponential family harmoniums with an application to information retrieval[C]//*Advances in Neural Information Processing Systems*, 2006. MA, Cambridge; MIT Press, 2006
- [21] Castleman K R. 数字图像处理[M]. 朱志刚, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2002

(上接第 288 页)

现滤波作用, 提高检测准确度。在背景模型建模时, 利用高斯混合模型个数自适应的方法可以有效地降低高斯混合算法的复杂度, 提高分块思想和高斯模型自适应的改进高斯混合算法, 从而提高运动目标检测速度。实验表明该算法相对于传统高斯混合算法具有更高的执行效率和更好的检测效果, 能有效地检测运动目标, 具有很好的鲁棒性, 并适用于运动目标的实时监控系

参 考 文 献

- [1] 夏永泉, 李卫丽, 甘勇, 等. 智能视频监控中的运动目标检测技术研究[J]. *通信技术*, 2009(6); 185-187
- [2] Zhong Y, Jain A K, Dubuisson-Jolly M P. Object tracking using deformable templates[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(5); 544-549
- [3] 万纁, 韩毅, 卢汉清. 运动目标检测算法的探讨[J]. *计算机仿真*, 2006, 23(10); 221-226
- [4] Wang L, Wang L, Wen M, et al. Background subtraction using incremental subspace learning[C]//*IEEE International Conference on Image Processing*, 2007(ICIP 2007). IEEE, 2007, 5; 45-48
- [5] 刘贵喜, 邵明礼, 刘先红, 等. 真实场景下视频运动目标自动提取方法[J]. *光学学报*, 2006, 26(8); 1150-1155
- [6] 王勇, 谭毅华, 田金文. 基于阴影消除和混合高斯模型的视频分割算法[J]. *光电工程*, 2008, 35(3); 21-25
- [7] 李明, 赵勋杰. 改进的基于高斯混合模型的运动目标检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(8); 204-206
- [8] 王永忠, 梁彦, 潘泉, 等. 基于自适应混合高斯模型的时空背景建模[J]. *自动化学报*, 2009(4); 371-378
- [9] Blanding W R, Wille P K, Bar-Shalom Y. Multiple targets tracking using maximum likelihood probabilistic data association[C]//*IEEE Aerospace Conference Proceedings*, 2007 IEEE Aerospace Conference Digest. 2007; 416-445
- [10] Lei B, Xu L Q. Real-time outdoor video surveillance with robust foreground extraction and object tracking via multi-state transition management[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(15); 1816-1825
- [11] Martel-Brisson N, Zaccarin A. Moving cast shadow detection from a Gaussian mixture shadow model[C]//*Proceedings of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2005; 643-648
- [12] Xue J S G, Song L. Dynamic background subtraction based on spatial extended center-symmetric local binary pattern[C]//*IEEE International Conference on Multimedia and Expo*. 2010; 1050-1054
- [13] Socolinsky D A. Design and deployment of visible-thermal biometric surveillance systems[C]//*IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007(CVPR'07). 2007; 1-2