

基于 KGMM 改进的动态目标检测算法^{*}

郭春风, 何建农

(福州大学 数学与计算机科学学院 数学系, 福州 350002)

摘要: 针对在线 K-均值聚类法初始化混合高斯模型(KGMM)在运行时间、空间复杂度、噪声等方面存在的缺陷,提出了基于 KGMM 改进的检测方法,采用加入方差因子的 C-均值聚类准则来初始化混合高斯模型,有效解决了可能出现的某一像素值属于不同分布类从而概率不同的问题,提高了检测的灵活性;改进了高斯匹配准则,提高了检测算法的准确性;对每个像素点间隔地建立混合高斯分布,减少了高斯模型个数,节省了存储空间,提高了算法的运行速度。实验结果表明改进的检测算法检测效果更理想。

关键词: 混合高斯模型; C-均值聚类; 动态目标检测

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)08-3189-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.08.104

Improved dynamic target detection algorithm based on KGMM

GUO Chun-feng, HE Jian-nong

(Dept. of Mathematics, Mathematics & Computer Science Institute, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: The online K-means clustering method for initialization Gaussian mixture model (KGMM) with respect to run time, space complexity and noise have some disadvantages, this paper proposed an improved method of detection based on KGMM, added the variance factor to the C-means clustering criterion to initialize Gaussian mixture model. It effectively solved the problem that a pixel value may belong to different distribution classes driving different probabilities, and improved the flexibility of detection; improved the matching criterion of Gaussian model and increased the accuracy of the detection algorithm; established mixed Gaussian distribution for every other pixel point, it reduced the amount of Gaussian model, saved storage space, and reduced the running time of the algorithm. The experimental results show that the effect of the improved detection algorithm is more ideal.

Key words: Gaussian mixture model; C-means cluster; dynamic object detecting

0 引言

在计算机视觉领域中,动态目标检测是一个非常热门的研究课题,能够广泛应用于智能监控、交通检测、自动驾驶等领域。传统动态目标检测方法主要有光流法、帧差法、背景减法。光流法计算方法复杂,抗噪性能差,如果没有特别的硬件装置则不能被应用于全帧视频流的实时处理^[1]。帧差法检测的目标位置不精确,不能提取出较完整的运动目标,并且在较大程度上依赖差分帧的选择时机和目标的运动速度^[2]。背景减法只适用于静态背景的目标,受场景光照变化、背景扰动等因素的影响较大^[3]。由此,基于统计模型的高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)检测方法就被提出并被广泛地应用,能适应光照的缓慢变化、背景的轻微扰动以及目标的移入移出^[4],但该算法在实践中需要解决的首要问题是高斯混合模型的初始化^[5]。为此,文献[6]提出在线 K-均值聚类法初始化混合高斯模型(K-means Gaussian mixture model, KGMM),很好地解决了传统高斯混合模型在动态目标检测初始化时因为初始帧含有运动目标而导致的收敛速度慢的问题^[6]。然而,KGMM 算法所用到的 K-均值聚类是基于灰度值的聚类,忽略了不同分布类的方差的不同性,从而导致检测出错。因此,本

文提出加入方差因子的聚类准则来初始化混合高斯模型,同时,改进高斯匹配准则,提高了检测算法的准确性。此外,当图像分辨率比较大时,如果仍然像传统混合高斯法一样将所有点逐一进行建模,将占用大量的存储空间,影响算法收敛速度,考虑到相邻像素之间具有相关性,本文对 KGMM 法作了改进,在保证检测目标图像质量的前提下,每隔一个像素点建立混合高斯模型^[7],减少高斯模型个数,从而达到节省存储空间和提高算法运行速度的目标。

1 传统混合高斯模型检测法

传统混合高斯模型检测法是针对背景不完全静止而提出的。由于每一种状态下的像素值不同,因此可以对这些多模态情形使用多个高斯模型来混合建模,将每个像素按照多个高斯分布混合建模,以便同时处理多种背景变化^[8]。该模型的参数可以自适应更新,与非参数模型需要缓存视频不同^[9],图像中每个像素点的概率密度函数由 K 个高斯分布加权混合构建而成。

1.1 KGMM 混合高斯模型初始化

KGMM 算法初始化时,选择多帧图像进行在线 K-均值聚类,每读入一帧图像像素值,便在该像素的所有聚类中选择亮度均值 $m_{i,t}$ 与该像素值 x_t 的差值最小的那个聚类(设为第 i

收稿日期: 2011-12-18; 修回日期: 2012-02-02 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50877010)

作者简介: 郭春风(1988-),女,福建泉州人,硕士研究生,主要研究方向为智能图像处理、计算机视觉(splin8887@gmail.com);何建农(1960-),女,副教授,主要研究方向为智能图像处理、遥感图像处理。

个),如果满足:

$$|m_{i,t} - x_t| \leq \delta \quad (1)$$

那么将该像素当前值归属到第 i 个聚类,同时更新第 i 个聚类的相关参数。聚类结束后,根据每个像素对应的聚类个数确定构建该像素所需高斯分布的个数,并用每个聚类所对应的 RGB 彩色向量均值、方差和样本个数来初始化相应的高斯分布的均值、方差和权重^[6]。

1.2 混合高斯模型匹配准则

每次读入的新帧图像像素亮度(颜色)值,与现有的 K 个高斯分布进行匹配,若满足条件:

$$|X_{i,j,t} - \mu_{i,j,t,k}| \leq D \sqrt{\sum_{i,j,t,k}} \quad (2)$$

(D 一般取 2.5),则认为其与此高斯分布匹配;否则为不匹配。

2 改进的动态目标检测算法

KGMM 算法采用 K-均值在线聚类法实现高斯模型的初始化,虽然能解决初始帧含有动态目标的场景而导致收敛速度慢的问题,但是该算法所用到的 K-均值聚类是基于灰度均值的聚类,在逐帧读取图像中,将亮度(颜色)值差异小于某个阈值的直接归为一个分布类,没有考虑到不同分布类之间的方差差异,即某个像素点亮度值虽然离某个分布亮度均值比较接近,但是该分布方差比较大,从而属于该分布的概率就有可能比较小。为此,本文对 KGMM 算法进行了改进和优化,在混合高斯模型初始化时,对原始基于灰度均值的聚类准则,采用了均值和方差共同作用的聚类准则,同时改进了高斯匹配准则。此外,为了提高算法的运行速度,对每一帧的所有像素点等间隔地分为建模点和非建模点,然后对它们分别进行处理。

2.1 改进的 C-均值聚类初始化模型

首先逐帧读取 M 幅图像 $(I_1, I_2, \dots, I_M)$, 然后依次对它们进行在线聚类,最后将得到的聚类结果初始化为混合高斯模型。令 $V_t = (I_t^r, I_t^g, I_t^b)$ 表示 t 时刻该图像像素点的彩色 RGB 向量值, $Q_t = (I_t^r, I_t^g, I_t^b)$ 表示 t 时刻该图像的 RGB 分量的彩色均值向量, v_t 表示 t 时刻该图像像素点亮度值, μ_t 表示 t 时刻该图像像素点亮度均值, $N_{t,k}$ 表示 t 时刻该图像像素第 k 个分布类的样本个数, $S_{t,k}$ 表示 t 时刻该图像第 k 个分布的方差, C_t 表示 t 时刻的聚类个数。算法步骤如下:

a) 读入第一帧图像 I_1 , 此时 $t=1, N_{1,1}=1, C_1=1, S_{1,1}=36, Q_1 = (I_1^r, I_1^g, I_1^b), \mu_1 = (I_1^r + I_1^g + I_1^b)/3$ 。

b) 读入新一帧图像 $I_t (2 \leq t \leq M)$, 每隔一个像素点进行聚类建模, 即对满足 $(i+j)/2=0$ 的点进行建模, 记为建模点, 而对满足 $(i+j)/2=1$ 的点不进行处理, 记为非建模点。建模点 1 和非建模点 0 分布规律图如图 1 所示。

c) 对于非建模点 (i,j) , 没有对其进行混合高斯模型建模, 而是由其空间上四邻域的建模点所决定, 如图 1 菱形框所示。

d) 对于建模点 (i,j) , 所对应的像素亮度值, 按下式计算其亮度值:

$$v_t = (I_t^r + I_t^g + I_t^b)/3$$

e) 从已存在的高斯分布里找出离建模点最匹配的高斯分布项数 k_0 , 即 $k_0 = \arg \min_k (|v_t - \mu_{t,k}| / \sqrt{S_{t,k}})$ 。若 $|v_t - \mu_{t,k_0}| / \sqrt{S_{t,k_0}} < T_2$, 则将 v_t 归到第 k_0 个分布类; 若 $|v_t - \mu_{t,k_0}| / \sqrt{S_{t,k_0}} \geq T_2$, 则增加新的分布类, 将 v_t 归到新增的第 $C_{t-1} + 1$ 个分布

类。

f) 根据步骤 e) 的两种情况分别进行参数的更新:

(a) 当 v_t 归到第 k_0 个分布类时, 更新 k_0 个分布类相应的参数:

$$\begin{aligned} \mu_{t,k_0} &= \mu_{t-1,k_0} + \frac{v_t - \mu_{t-1,k_0}}{N_{t,k_0}}, \quad Q_{t,k} = Q_{t-1,k_0} + \frac{V_t - Q_{t-1,k_0}}{N_{t,k_0}}, \\ S_{t,k_0} &= \frac{N_{t-1,k_0}(S_{t-1,k_0} + \mu_{t-1,k_0}^2) + v_t^2}{N_{t,k_0}} - \mu_{t,k_0}^2 \\ N_{t,k_0} &= N_{t-1,k_0} + 1, \quad C_t = C_{t-1} \end{aligned}$$

(b) 当 v_t 归到新增的第 $C_{t-1} + 1$ 个分布类时, 更新第 $C_{t-1} + 1$ 个分布类相应的参数:

$$C_t = C_{t-1} + 1, \mu_{t,1} = v_t, S_{t,1}^c = 36, N_{t,1}^c = 1$$

g) 返回步骤 b) 继续迭代, 直至所有的 M 帧图像都完成在线 C-均值聚类, 最后以这 C_M 个高斯分布聚类结果进行混合高斯模型第 k 个高斯分布的初始化:

$$w_{0,k} = \frac{N_{M,k}}{M}, \mu_{0,k} = Q_{M,k}, \sum_{0,k} = S_{M,k} I_3$$

至此便完成了所有像素点的混合高斯模型初始化。

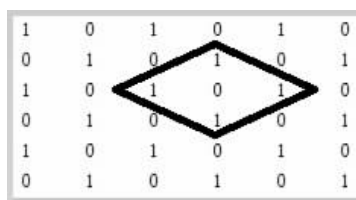


图1 建模点和非建模点分布规律

2.2 改进的高斯匹配准则

当读入新一帧的像素彩色向量值 V_t , 则与构建该像素的所有高斯分布做匹配检验。此时, 先找到高斯分布与 V_t 最匹配的那个高斯分布, 即找出使得 $|v_t - \mu_{t,k}| / \sqrt{\sum_{t,k}}$ 最小的分布类项数 k_0 , 然后判断 $|v_t - \mu_{t,k_0}| / \sqrt{\sum_{t,k_0}} < T_2$ ($T_2 = 2.5$) 是否成立, 如果成立, 则判断为匹配的高斯分布; 否则为不匹配。该匹配准则不同于传统的匹配准则, 它可减少匹配出错的概率, 提高图像检测的准确性, 同时也可以提高匹配的收敛速度。

2.3 混合高斯模型参数更新及其分布生成准则

对于匹配的高斯分布, 更新相应的高斯分布参数, 即:

$$\mu_{i,j,t,k} = (1 - \beta_{i,j,t}) \mu_{i,j,t-1,k} + \beta_{i,j,t} X_{i,j,t} \quad (3)$$

$$\sum_{i,j,t,k} = (1 - \beta_{i,j,t}) \sum_{i,j,t-1,k} + \beta_{i,j,t} (X_{i,j,t} - \mu_{i,j,t-1,k})^T (X_{i,j,t} - \mu_{i,j,t-1,k}) \quad (4)$$

$$w_{i,j,t,k} = (1 - \alpha) w_{i,j,t-1,k} + \alpha \quad (5)$$

其中: 学习率 $\beta_{i,j,t} = \alpha / w_{i,j,t,k}$ ^[5], α 为常数, 可根据环境作出调节。

对于不匹配的高斯分布, 保留其均值和方差参数不变, 只降低其权重, 即:

$$w_{i,j,t,k} = (1 - \alpha) w_{i,j,t-1,k} \quad (6)$$

这样就把所有分布权重归一化到 $[0, 1]$ 区间。

如果该分布不与现有的高斯分布匹配, 则先判断现有的高斯分布个数是否达到预先设定的最大高斯成分个数, 如果达到, 则将新分布替代权值最小的分布; 否则生成新的分布^[6]。

2.4 动态前景分割

考虑到背景在最近一段时间内出现的频率高, 而且像素值分布更集中, 即背景的权重较大, 方差较小, 故将 K 个高斯分

布按照

$$\gamma_{i,j,t} = w_{i,j,t,k} / \sqrt{\sum_{k=1}^b w_{i,j,t,k}} \quad (7)$$

从大到小排列,再根据式(8),由前面 b 个模型联合生成背景:

$$B = \arg \min \left(\sum_{k=1}^b w_{i,j,t,k} > T \right) \quad (8)$$

将这些生成背景的高斯分布逐一对 $X_{i,j,t}$ 再次匹配检验,如果存在一个匹配,则认为该建模点为背景点;否则为前景点。

2.5 非建模点的判断

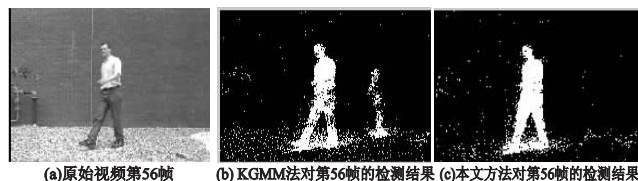
每次在完成了所有建模点为前/背景的检测后,首先,计算每一个非建模点周围四邻域内建模点中前景所占的比例;然后,判断其是否超过一个固定比例值,如果超过,则判断该非建模点为前景点;否则为背景点。本实验中,采用固定比例值为 50%。

3 实验结果

对于本文提出的改进算法,依次用室内和室外两种场景分别验证,室内场景选取慢速目标人进行仿真实验,室外场景选取快速目标车进行仿真实验,并与 KGMM 算法实验结果进行比较。实验中均采用 $M=20, T_1=10, K_{\max}=5$ 。

两个场景里采集的视频分辨率均为 240×360 像素,帧率为 15fps。实验环境为 MATLAB2010b,内存为 1 GB,硬盘为 160 GB。

为验证本文的有效性,本文选取的视频初始帧均含有运动目标,并且为了比较两种算法检测效果,本文均没有对检测结果图进行任何后处理。图 2(a)(d) 为原始视频人的第 56 帧、第 80 帧,作为参考帧;(b)(e) 为 KGMM 算法对第 56 帧、第 80 帧的检测效果;(c)(f) 为本文算法对第 56 帧、第 80 帧的检测效果。图 3(a)(d) 为原始视频车的第 28 帧、第 57 帧,作为参考帧;(b)(e) 为 KGMM 算法对第 28 帧、第 57 帧的检测效果;(c)(f) 为本文算法对第 28 帧、第 57 帧的检测效果。实验结果如表 1 所示。



(a)原始视频第56帧 (b)KGMM法对第56帧的检测结果 (c)本文方法对第56帧的检测结果

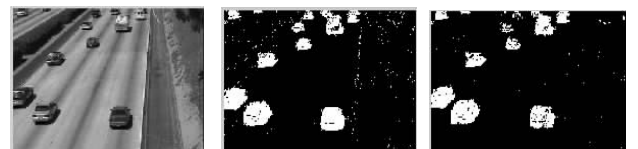


(d)原始视频第80帧 (e)KGMM法对第80帧检测结果 (f)本文方法对第80帧检测结果

图2 针对室内慢速人的视频检测结果



(a)原始视频第28帧 (b)KGMM法对第28帧的检测结果 (c)本文方法对第28帧的检测结果



(d)原始视频第57帧 (e)KGMM法对第57帧检测结果 (f)本文方法对第57帧检测结果

图3 针对室外快速车的视频检测结果

表1 两种算法的对比结果

统计参数	检测人视频		检测车视频	
	KGMM	本文算法	KGMM	本文算法
初始化时间/s	2.175	1.482	2.294	1.357
总检测时间/s	618.994	93.148	634.468	87.282
总分布数	195 204	137 431	278 049	118 698
平均分布数	2.259	1.590	3.218	1.373 8

从视频检测算法效果上看,在没有进行任何后处理的前提下,本文采取的方法检测效果更好,噪声更少,鲁棒性更好。例如:对于慢速目标,由于初始帧含有慢速动态目标,采用 KGMM 算法虽然收敛速度比传统方法有所提高,但如果人在视频中稍有停顿,会在后续的帧处理中留下虚影,影响检测效果,如图 2(b) 所示;而采取本文改进方法则不会出现虚影,如图 2(c) 所示。

从视频检测算法的时间上看,对于室内人检测,采用 KGMM 算法所花费的时间是 618.994 s,而采取本文改进方法是 93.148 s,降低了时间复杂度。

从视频检测算法的存储空间上看,由于本文采用了每隔一个点建立混合高斯模型的方法,所以从空间上节省了近一半的存储空间,降低了空间复杂度。

4 结束语

本文有效地将改进的 C-均值聚类方法引入到混合高斯模型初始化的过程中,提出了基于灰度均值和方差的聚类方法,改进了高斯匹配生成准则,使得混合高斯模型检测的准确性得到提高。同时,基于空间相关性,本文将图像中像素点等间隔地分为建模点和非建模点,对建模点进行上述的聚类初始化和在线混合高斯模型检测,以判定其为前景点或背景点。对非建模点,没有进行任何建模处理,而是直接根据其空间四邻域内建模点前景所占比例来判断其为前景或背景。仿真实验结果证实,本文采取的算法检测效果更真实,抗干扰能力增强,鲁棒性更好,算法收敛速度更快,存储空间节省了近一半,降低了时间和空间复杂度,在后期的跟踪和识别中具有重要的参考价值。

参考文献:

- [1] 袁伟才,徐向民. 一种有效的动态背景提取及更新方法[J]. 计算机工程与应用,2010,46(4):191-192.
- [2] 薛丽霞,罗艳丽,王佐成. 基于帧间差分的自适应运动目标检测方法[J]. 计算机应用研究,2011,28(4):1551-1554.
- [3] 王明满,别红霞. 智能视频监控技术研究及实现[J]. 中国多媒体通讯,2009(4):37-40.
- [4] STAUFFER C, GRIMSON W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE,1999:246-252.
- [5] POWER P W, SCHOONEES J A. Understanding background mixture models for foregrounds segmentation[J]. Image and Vision Computing,2002(11):267-271.
- [6] 李明,赵勤杰. 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.
- [7] GIANLUCA B, MASSIMO B. Background estimation with gaussian distribution for image segmentation, a fast approach[C]//Proc of IEEE International Workshop on Measurement Systems for Homeland, Contraband Detection and Personal Safety. [S. l.]: IEEE,2005:29-30.
- [8] 林庆,徐柱. HSV 自适应混合高斯模型的运动目标检测[J]. 计算机科学,2010,37(10):254-256.
- [9] 王俊骅,张方方,张兰芳. 基于 OpenCV 和 Halcon 的交通冲突视频自动检测及数据处理[J]. 同济大学学报,2010,38(2):238-240.