

基于颜色和边缘信息融合的背景建模方法

楚瀛^{1,2}, 张桂林¹

(1. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 武汉 430074; 2. 湖北莲花山计算机视觉和信息科学研究院, 鄂州 436000)

摘要: 提出一种颜色和边缘信息融合的背景建模方法。在像素级利用基于颜色特征的背景差方法, 将像素分类为前景像素和背景像素。给出一种新的基于边缘特征的背景差方法, 将边缘分类为前景边缘和背景边缘。将前景像素聚类为不同的目标区域, 利用前景边缘信息识别出真实运动目标和虚假运动目标。实验表明, 该方法可以有效地去除由于局部突然光照变化和背景静止目标的移动造成的虚假运动目标, 提高运动目标检测的精确率。

关键词: 背景建模; 虚假运动目标去除; 基于边缘的背景差; 信息融合

Background Modeling Approach Based on Fusion of Color and Edge Information

CHU Ying^{1,2}, ZHANG Gui-lin¹

(1. Institute of Pattern Recognition & Artificial Intelligence, Huazhong University of Sci. & Tech., Wuhan 430074;

2. Hubei Lotus Hill Institute for Computer Vision and Information Science, Ezhou 436000)

【Abstract】 This paper proposes a background model based on fusion of color and edge information. Color information is exploited to perform pixel-level background and foreground classification, and a novel edge based background subtraction method is applied to separate the foreground/background edges. The foreground-pixels are clustered to form hypothesis moving targets, which are further classified into true moving targets and false moving targets by incorporation of edge information. The method effectively removes the false moving target caused by sudden illumination change and the relocation of background objects.

【Key words】 background modeling; removal of false moving targets; edge based background subtraction; information fusion

1 概述

典型的自动视频监控包括目标检测和跟踪, 目标识别, 行为分析 4 个方面^[1]。目标检测是其中的第 1 个阶段, 其任务主要是检测出全部真实运动目标和去除各种原因引起的虚假目标和噪声的影响, 以便后续阶段的处理。

对于静止摄像机, 目标检测的常用方法是背景差方法。背景差方法的基本思路是建立和保持一个背景模型, 通过当前帧和背景模型比较, 得到前景目标。背景建模通常采用的特征是像素级的颜色特征, 如单高斯模型^[2], 混合高斯模型^[3], 非参数化模型^[4]。还有一类方法是基于边缘和梯度特征的背景建模, 如基于颜色信息和边缘信息融合的方法^[5], 基于颜色信息和梯度信息融合的方法^[6]。

在现实中, 不存在静止不变的室内外场景。室内外场景的变化主要包括缓慢的日光变化, 室内突然的光照变化, 由场景物体和运动物体造成的阴影, 摄像头位置的微小扰动, 摇摆的树和水波, 背景中物体的移动。背景模型既要适应场景的上述不同变化, 又要准确地检测出前景目标, 这也是背景建模的困难所在。

针对不同的应用场合, 以往的文献已经提出了许多不同的背景建模方法, 其中基于颜色特征的像素级高斯模型是在工程中应用最广泛的一种背景建模方法, 并取得了很好的效果。但是高斯模型是基于像素级的颜色特征建模, 像素之间被假设为互相独立, 它只能适用于缓慢的光照变化, 而对突然光照变化, 比如室内灯的开关、室外云层的遮挡, 处理结果则不是很理想。而且当场景中的静止目标的移动(比如长期

静止站立的人的走动), 也会造成虚假目标的产生。

为了克服传统的高斯模型的上述缺点, 本文提出了一种基于区域的颜色和边缘信息融合的背景建模方法。

2 基于颜色特征的背景差模型

对于一个固定场景图像序列来说, 背景图像中每个像素的颜色矢量分布在 RGB 颜色特征空间的一个很小的子空间内, 而对于前景像素来说, 可以认为它的颜色矢量分布在颜色特征空间中是均匀分布, 也就是说, 对于图像中的每个像素来说, 如果选择合适的颜色特征模型, 可以用个数不多的高斯模型来表示像素上大部分的颜色矢量。对于不是很复杂的场景, 比如室内场景, 考虑到噪声的影响, 用单高斯模型就可以很好地表示每个像素上的颜色矢量的变化。为了背景模型可以适应室内外场景的变化, Grimson 等采用了混合高斯模型对颜色特征建模, 并用在在线的 k 均值逼近的期望最大化算法来更新模型的参数^[3]。

考虑图像上任一像素点 (x, y) 的时间序列

$$\{X_1, X_2, \dots, X_t\} = \{I(x, y, i) : 1 \leq i \leq t\} \quad (1)$$

其中, I 表示图像序列; t 表示时间; X_t 表示颜色矢量。

将式(1)中的时间序列用 K 个高斯模型的混合来表示, 那么每一个观察到的颜色矢量 X_t 的概率为

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \times \eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t}) \quad (2)$$

作者简介: 楚瀛(1975 -), 男, 博士研究生, 主研方向: 图像处理, 模式识别; 张桂林, 教授、博士生导师

收稿日期: 2007-02-28 **E-mail:** ychu.lhi@gmail.com

其中 k 是分布的个数; $\omega_{i,t}$ 是第 i 个高斯分布在时间 t 的权重; $\mu_{i,t}$ 是均值; $\Sigma_{i,t}$ 是协方差矩阵; η 是高斯概率密度函数:

$$\eta(X_i, \mu, \Sigma) = \left((2\pi)^n |\Sigma|^{-1} \right)^{-1} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (X_i - \mu)^T \Sigma^{-1} (X_i - \mu) \right\} \quad (3)$$

为了计算方便, 协方差矩阵一般被假设为如下形式:

$$\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 I \quad (4)$$

即假设颜色矢量 X_i 的 RGB 三分量互相独立, 而且具有相同的方差。对每个观察到的颜色矢量 X_i , 如果满足

$$\left| X_i - \mu_{i,t-1} \right| \leq D \times \sigma_{i,t-1} \quad (5)$$

其中, D 为参数; $\sigma_{i,t-1}$ 为标准差; 则 X_i 和该高斯函数匹配, 其参数按如下公式更新:

$$\begin{cases} \omega_{k,t} = (1-\alpha)\omega_{k,t-1} + \alpha \\ \mu_t = (1-\rho)\mu_{t-1} + \rho X_t \\ \sigma_t^2 = (1-\rho)\sigma_{t-1}^2 + \rho(X_t - \mu_t)^T (X_t - \mu_t) \\ \rho = \alpha \eta(X_t | \mu_k, \sigma_k) \end{cases} \quad (6)$$

其中, α 是用户定义的学习率, 且 $0 < \alpha < 1$; ρ 是参数学习率。

如果没有高斯分布和 X_i 匹配, 则权值最小的高斯分布将被一个新的均值为 X_i 的高斯分布所更新, 初始化一个较大的标准差 σ_0 和较小的权值 ω_0 。余下的高斯分布保持相同的均值和方差, 但它们的权值会衰减, 即

$$\omega_{i,t} = (1-\alpha)\omega_{i,t-1} \quad (7)$$

最后把所有的权值归一化, 并把各个高斯分布按 $\omega_{i,t} / \sigma_{i,t}$ 从大到小排列。 $\omega_{i,t} / \sigma_{i,t}$ 大者表示有较小的方差与较大的出现概率, 这正体现了背景像素值的特性, 因为像素点显示背景状态的概率通常要比显示任一前景状态的概率大得多。若前 b 个分布满足下式, 则这 b 个分布被认为是背景分布, 即

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b \omega_k > T \right) \quad (8)$$

其中, T 是权重阈值。如果 X_i 和每个背景分布均值之差的绝对值都大于该分布标准差的 D 倍, 则 X_i 被认为是前景像素, 否则 X_i 被判为背景像素。

从式(6)~式(8)和式(10)可看出, 混合高斯模型只能适应缓慢的光照变化, 而不能很好地适应全局突然光照变化带来的影响。为了消除全局突然光照改变带来的影响, 统计被检测到的每一帧的前景点面积, 如果大部分的像素点被检测为前景点(例如 80%), 就认为发生了全局突然光照变化, 停止上述更新过程, 以当前帧为初始帧, 重新开始学习模型参数。

3 基于边缘特征的背景差模型

边缘是图像最基本的特征之一, 它是指其与周围像素颜色矢量或者灰度值有较大变化的那些像素的集合。本文采用了Canny边缘检测方法。对于图像序列的每一帧图像来说, 它的边缘可以分为两部分: 前景边缘和背景边缘。由于边缘点在图像中的所占的比例很小, 因此前景边缘和背景边缘很少重合^[7], 并且在图像序列中, 背景边缘出现的概率比前景边缘出现的概率大很多。对于图像序列中的一帧图像 I_t , 可以得到一个表示边缘特征的二值掩码图像 M_t^e , M_t^e 用 (E, NE) 标记, E 表示边缘点, 取值为 1, NE 表示非边缘点, 取值为 0。笔者统计 M_t^e 中位置 s 上边缘点出现概率 $P_E^{t,s}$, 为了处理的方便, 用自适应的递归学习式(9)来计算 $P_E^{t,s}$:

$$P_E^{t,s} = (1-\alpha_e)P_E^{t-1,s} + \alpha_e M_{t,s}^e \quad (9)$$

其中, α_e 是手工设定的学习率; $M_{t,s}^e$ 表示掩码图像 M_t^e 的位

置 s 上的值。当某一个像素点一直属于边缘点, 式(9)将收敛到 1, 反之, 该像素点一直属于非边缘点, 式(9)将收敛到 0。

当得到 $P_E^{t,s}$ 以后, 对于每一帧图像 I_t , 可以通过式(10)判定一个边缘点属于前景边缘还是背景边缘:

$$S_t \in \begin{cases} \text{BackGround} & \text{if } P_E^{t,s} > T \wedge (M_{E,t} = 1) \\ \text{ForeGround} & \text{if } P_E^{t,s} < T \wedge (M_{E,t} = 1) \end{cases} \quad (10)$$

其中, T 为阈值。

4 基于区域的颜色和边缘信息融合

通过基于颜色特征的背景差, 可以得到前景像素的二值掩码图像 M_{FR} , M_{FR} 用 (F, B) 标记, F 表示前景点, 取值为 1, B 表示背景点, 取值为 0。同样, 通过基于边缘特征的背景差, 可以得到前景边缘的二值掩码图像 M_{FE} , M_{FE} 用 (FE, B) 标记, FE 表示前景边缘点, 取值为 1, B 表示背景点, 取值为 0。

由于边缘特征对光照变化敏感度比较低, 因此局部突然光照变化造成的虚假目标和背景形成的边缘区域变化一般都比较平缓, 而真实目标和背景形成的边缘变化则比较剧烈。也就是说局部突然光照变化形成的边缘几乎不出现在掩码图像 M_{FE} 中。另一方面, 对于场景中静止目标的移动引起的虚假目标的边缘, 同样不会出现在掩码图像 M_{FE} 中, 可以这么说, 掩码图像 M_{FE} 中的前景边缘是真实运动目标的边缘。这里需要说明的是, 如果基于边缘特征的背景差得到的是目标的封闭轮廓, 那么可以用区域填充的方法得到真实目标区域。但是, 由于边缘检测容易受到噪声影响, 使得得到的前景边缘往往是不连续的、零散的, 而边缘连接本身就是一项困难的任务。因此, 通过颜色和边缘信息的区域级融合来识别真实运动目标和虚假目标。

首先用连接组件算法将掩码图像 M_{FR} 中的前景点按照连通性聚类为 N 个不同的目标区域 $R_i, 1 \leq i \leq N$, 同时, 得到区域的边界 ∂R_i 。通过上面的分析可知, 如果目标区域 R_i 是虚假目标, 它将不包含前景边缘点, 考虑到噪声的影响, 用式(11)来判断一个区域 R_i 是否为真实目标区域。

$$\frac{\sum_{(x,y) \in R_i} M_{FE}(x,y)}{|\partial R_i|} > P_T \quad (11)$$

其中 P_T 为阈值。一旦区域 R_i 被判为虚假目标, 那么区域 R_i 中的前景点将被重新标记为背景点。

5 实验结果

为了验证算法的有效性, 笔者对多个真实场景的视频进行了测试。一个视频序列是室内人行行走时, 发生突然的光照改变, 另一个视频序列是室内长期静止站立的行人的走动。为了基于颜色特征的背景模型和基于边缘的背景模型保持合适的更新速度, 选择 $\alpha = 0.005$, $\alpha_e = 0.005$ 。

从图 1 可以看出, 由于基于颜色特征的背景模型对光照变化比较敏感, 因此检测出了两个运动目标: 一个是运动着的行人; 另一个是由突然光照变化引起的虚假目标(如图 1(b)), 而基于边缘特征的背景差方法只提取出运动行人的边缘(如图 1(c)), 用上面建议的颜色和边缘特征融合方法, 成功地检测出了真实的行人目标, 而消除了突然光照变化的影响(如图 1(d))。其中, 图 1(a)表示室内突然光照变化图像序列的第 245 帧; 图 1(b)表示基于颜色特征的背景差结果; 图 1(c)表示基于边缘特征的背景差结果; 图 1(d)表示颜色和边缘信息融合的结果。图 2 示出了真实背景和前景运动目标。

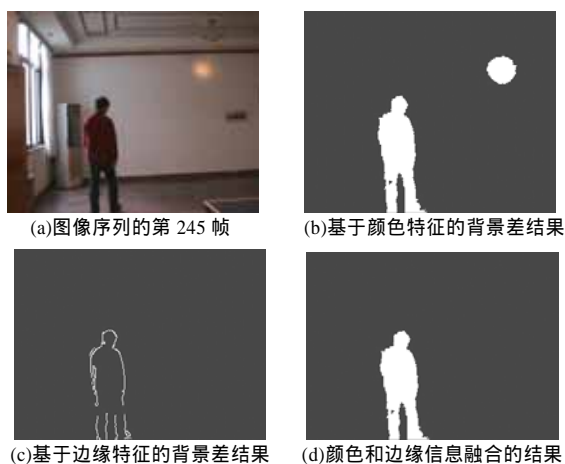


图1 运动着的行人和虚假目标

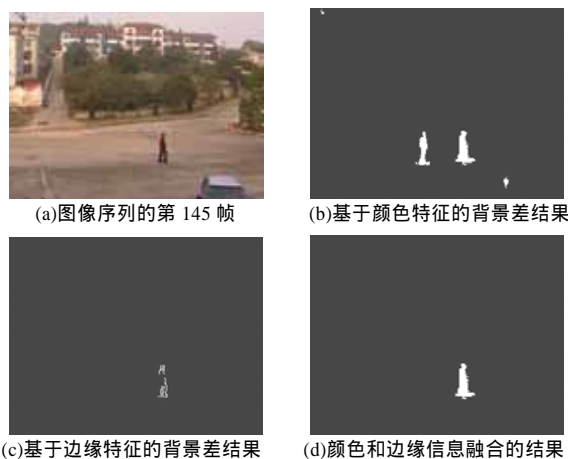


图2 真实背景和前景运动目标

从图2可以看出,由于行人长期静止站立而被作为背景的一部分,当行人开始走动时,基于颜色特征的背景模型不能及时更新,而把真实背景误检测为前景运动目标(如图2(b)),本文的方法同样检测出了真实的行人目标,而去除了由于背景不能及时更新带来的虚假目标。其中,图2(a)表

示室外静止行人走动图像序列的第145帧,图2(b)表示基于颜色特征的背景差结果,图2(c)表示基于边缘特征的背景差结果,图2(d)表示颜色和边缘信息融合的结果。

6 结束语

本文提出了一种基于区域的颜色和边缘信息融合的背景建模方法。同时,提出了一种新的基于边缘特征的背景差方法。该方法克服了像素级高斯模型的缺点,可以有效地去除局部突然光照变化和背景静止目标的移动造成的虚假运动目标,提高了运动目标检测的精确率。但是,从实验结果可以看出,该方法还不能去除与真实运动目标粘连的阴影的影响,这也是下一步要解决的问题。

参考文献

- [1] Dick A R. Issues in Automated Visual Surveillance[C]//Proc. of International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Sydney: [s. n.], 2003.
- [2] Wren C, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder: Realtime Tracking of the Human Body[J]. IEEE Trans. on PAMI, 1997, 19(7): 780.
- [3] Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive Background Mixture Models for Real-time Tracking[C]//Proc. of CVPR'99. Collins, Colorado: IEEE Press, 1999.
- [4] Elgammal A, Harwood D, Davis L S. Non-parametric Model for Background Subtraction[C]//Proc. of European Conf. on Computer Vision. Dublin, Ireland: [s. n.], 2000.
- [5] Jabri S, Duric Z, Wechsler H, et al. Detection and Location of People Using Adaptive Fusion of Color and Edge Information[C]//Proceedings of International Conference on Pattern Recognition. [S. l.]: IEEE Press, 2000.
- [6] Javed O, Shafique K. A Hierarchical Approach to Robust Background Subtraction Using Color and Gradient Information[C]//Proc. of IEEE Workshop of Motion and Video Computing. [S. l.]: IEEE Press, 2002.
- [7] Sun Jian, Zhang Weiwei, Tang Xiaoou. Background Cut[C]//Proc. of Europ. Conf. on Computer Vision. Dublin, Ireland: [s. n.], 2006.

(上接第41页)

3 算法复杂性讨论

从计算过程来看,算法的计算次数主要集中在步骤2和步骤3。其中步骤2的操作次数为 m ,步骤3的操作次数为 n 。因此,操作次数共为 $m+n$ 。

4 结束语

本算法是闭环DNA算法中首次采用一种生化实验得到最优解的实例;从全体顶点的集合出发,通过删除实验直接构造出最大独立集。同时,本算法仅采用了闭环DNA计算模型的最基本、最成熟的删除实验,具有步骤简明、思路简洁的特点,且易于推行及实现,保证了减少解的误差。当然,本算法的计算规模受到限制性内切酶的数量和闭环长度的限制。随着生物工程技术的发展,越来越多的限制性内切酶被发现,这个问题会有所改观。

参考文献

- [1] Zhou Kang, Tong Xiaojun, Xu Jin. An Algorithm of Sticker DNA Chip Model on Making Spanning Tree Problem[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Dalian, China: [s. n.], 2006: 4287-4292.
- [2] Zhou Kang, Gao Zunhai, Xu Jin. An Algorithm of DNA Computing on 0-1 Planning Problem[J]. Advances in Systems Science and Applications, 2005, 5(4): 587-593.
- [3] 周康,同小军,许进. 路序问题基于表面的DNA算法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2005,33(8):100-103.
- [4] 周康,许进. 最小顶点覆盖问题的闭环DNA算法[J]. 计算机工程与应用,2006,42(20):7-9.
- [5] 周康,王延峰,刘文斌,等. 基于闭环DNA的边着色问题DNA算法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版,2006,34(9):25-28.