

基于自适应背景图像更新的运动目标检测方法

魏志强¹, 纪筱鹏¹, 冯业伟²

(1. 中国海洋大学计算机科学系, 山东青岛 266071; 2. 青岛银监局, 山东青岛 266000)

摘要: 在运动目标的实时检测中常用的方法是背景图像差分法, 但因其缺乏背景图像随监视场景光照变化而及时更新的合理方法, 限制了本方法的适应性. 对此, 本文首先提出了一种基于光流场等技术的自适应背景逼近更新方法, 并根据彩色差值模型得到差分图像; 然后引入 Gauss 模型实现运动目标的自适应阈值分割. 实验结果表明: 本文提出的背景更新方法可随着光照条件的变化实时、准确地更新背景图像, 在此基础上提出的基于 Gauss 模型的自适应阈值分割方法可以实现运动目标的完整分割, 这为运动目标的后续识别与理解奠定了基础.

关键词: 运动目标检测; 背景差分; 光流场; 图像分割; 背景更新

中图分类号: TN91 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 12-2261-04

A Moving Object Detection Method Based on Self Adaptive Updating of Background

WEI Zhi qiang¹, JI Xiao peng¹, FENG Ye wei²

(1. Computer Science Department, Ocean University of China, Qingdao 266071, China;

2. Qingdao Banking Regulation Commission, Qingdao, Shandong 266000, China)

Abstract: For real-time detection of moving object, the general and simple method is based on background image difference. However, it requires the accurate current background image, and so far, no reasonable approach has been designed and implemented for automatic background updating along with the illumination variance, which limits its applications. To overcome the above problem, a new self adaptive background approximating and updating algorithm based on optical flow theory is first presented in this paper. Moreover, the difference image is obtained by using a color image difference model, and then a self adaptive thresholding segmentation method for moving object detection based on Gauss model is developed and implemented. Experimental results demonstrate that the proposed new background updating method can update the background exactly and quickly along with the variance of illumination, and the self adaptive thresholding segmentation method based on Gauss model can extract the moving object regions accurately and completely, which is the foundation for further objects recognition and understanding.

Key words: moving object detection; background difference; optical flow; image segmentation; background updating

1 引言

视频图像的运动目标检测是计算机视觉领域的一个重要的研究课题. 在现实生活中, 大量有意义的视觉信息包含在运动之中, 把运动目标从实时变化的背景中快速、准确的分离出来是对图像进一步分析处理的关键. 运动目标检测在交通状况监控、停车场调度监控、事故检测、自动导航等系统中都有广泛的应用前景, 因此视频图像运动目标的检测技术具有重要的研究价值和应用意义.

近年来, 国内外学者对视频图像的运动目标检测进行了许多研究, 比较常用的方法有光流场法^[1-5]和图像差分法^[6-8]. 基于光流场的方法计算实时性和实用性较差, 图像差分法又分基于背景差分的方法和基于帧间差分的方法, 前者

定位精确、速度快, 但缺乏合理的背景更新方法; 后者可以提取出物体的运动信息, 但由于相对运动与物体位置并非完全一致, 存在检测出的运动目标位置不精确, 物体在运动方向上被拉伸的情况. 为此有人提出许多方法的融合改进, 如基于边缘的背景去除法^[9], 但该类方法存在着由于运动目标边缘与背景边缘可能有一定交迭, 使部分运动目标信息被去除的缺点. 又如 C. Vieren^[10]提出一种获取运动物体精确位置的方法, 但计算量大并且有一帧时间的滞后性. 考虑到运动目标检测的实时性要求, 如果能提出合理的背景图像更新机制, 充分利于基于背景差分方法检测运动目标的优点, 则会大大提高检测效果.

本文首先提出了一种基于光流场等技术的自适应背景逼近更新方法, 根据彩色差值模型计算当前帧图像和当前逼近

收稿日期: 2004-06-29; 修回日期: 2005-06-20

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60374031); 山东省科技攻关课题 (No. 031080124); 山东省自然科学基金 (No. Y2002G18); 北京大学视觉与听觉信息处理实验室基金 (No. 0306)

背景图像的差分图像;并引入 Gauss 模型实现了运动目标的自适应阈值分割.该算法鲁棒性好,在没有背景先验知识的情况下对运动物体的检测取得了很好的效果.

2 自适应背景逼近更新方法

背景图像的实时更新是基于背景差分提取运动目标的关键,由于天气、照明等条件会不断发生变化造成视频监控场景的背景并不是静止不变的,因此参考背景图像必须及时更新.

本文提出的自适应背景更新方法的基本流程图如图 1 所示.

(1) 首先利用改进的光流场法提取背景图像的粗模型;

(2) 对输入的当前帧,通过固定背景区域的亮度变化判断采取的背景更新策略.

由上述可知,只有背景亮度有较大变化时,才用光流场法更新背景粗模型;而背景的实时更新主要由快速的基于去除前景的背景更新方法来实现.由两种方法结合,可以方便实现背景图像的自适应实时更新.下面具体介绍各部分的具体实现.

2.1 基于光流场的背景粗模型提取算法

2.1.1 求取光流场 图像光流场是指相邻帧中图像亮度模式的位置变化^[11].定义物体上点的时间函数为 $(x(t), y(t))$,图像中该点的灰度为 $E(x(t), y(t), t)$,那么根据“亮度约束”条件和“平滑约束”条件,得到如式(1)、(2)的误差函数:

$$\varepsilon_b = E_x u + E_y v + E_t \quad (1)$$

$$\varepsilon_c = \sqrt{(\bar{u} - u)^2 + (\bar{v} - v)^2} \quad (2)$$

$$\varepsilon^2 = \alpha^2 \varepsilon_c^2 + \varepsilon_b^2 \quad (3)$$

ε_b 是根据亮度不变约束而定义的误差; ε_c 是根据平滑约束而定义的误差,其中 \bar{u} 和 \bar{v} 分别是在该点 3×3 邻域中 u 和 v 的平均值;式(3)中的 ε 是总误差, α 是用来权衡两种误差的常数.所求解的速度场应使各个点总误差达到最小值,即满足式(4)、(5)的极值存在的必要条件

$$\frac{\partial(\varepsilon^2)}{\partial u} = -2\alpha^2(\bar{u} - u) + 2(E_x u + E_y v + E_t)E_x = 0 \quad (4)$$

$$\frac{\partial(\varepsilon^2)}{\partial v} = -2\alpha^2(\bar{v} - v) + 2(E_x u + E_y v + E_t)E_y = 0 \quad (5)$$

然后用迭代方法求出各点的光流场.

2.1.2 求取背景固定区域 对于图像中灰度不变的区域,光流场法无法估计,对此,本文先通过光流场的幅度阈值分割得到运动物体上的敏感点,再以敏感点为中心采用“圆形区域扩展法”以敏感点为圆心的一定半径内的所有点作为运动目标区域的点.如定义 $(x_i(i), y_i(i))$ 为第 t 帧中的第 i 个敏感点,则以 $(x_i(i), y_i(i))$ 为圆心得到的覆盖区域 $D_t(i)$ 为式(6):

$$D_t(i) = \left\{ (x, y) \mid \sqrt{(x - x_i(i))^2 + (y - y_i(i))^2} \leq r \right\} \quad (6)$$

半径 r 的选取要保证尽可能覆盖所有运动目标区域,又尽可能少的包含背景点,实验中取半径 r 为 12 个像素.第 t 帧中对运动目标区域的估计 D_t 定义为式(7):

$$D_t = \bigcup_{i=1}^M D_t(i) \quad (7)$$

M_t 是第 t 帧中敏感点的数目.

得到每帧中包含运动物体的区域 D_t ,就可以用运动物体区域以外的点的灰度值估计对应的背景,对第 t 帧,定义函数 $F_t(x, y)$ 如式(8):

$$F_t(x, y) = \begin{cases} 0, & (x, y) \notin D_t \\ 1, & (x, y) \in D_t \end{cases} \quad (8)$$

$F_t(x, y)$ 标识第 t 帧图像的各个点是否属于运动物体区域.

根据取得的 N 帧图像的光流场求取去除运动区域的固定背景区域 UCB(UnChanged Background),定义函数 $UCB(x, y)$ 如下式:

$$UCB(x, y) = \begin{cases} 0, & \bigcap_{i=1}^N F_t(x, y) = 0 \\ 1, & \text{other} \end{cases} \quad (9)$$

对应于 $UCB(x, y)$ 为 0 的区域即为固定背景区域,虽然求取固定背景区域的时间较长,但作为图像预处理,只需求一次,在以后的计算中可以重复利用.

2.1.3 自适应背景粗模型的确定与更新方法 提取背景粗模型时,在交通拥挤时段,如果取的帧数不够,会产生部分背景一直被遮挡无法提取到完整的粗模型的情况.而在交通车辆较少时段,往往需要较少的图像帧数就可以提取出背景粗模型,如果读入固定的图像帧数就会浪费时间.对此,本文提出输入帧数自适应确定.定义被遮挡区域如式(10):

$$UB = \bigcap_{i=1}^N D_t(i) \quad (10)$$

如果满足式(11):

$$UB \neq \emptyset \quad (11)$$

说明仍有背景区域未被提取出,则继续读入下一帧图像,直到满足式(12):

$$UB = \emptyset \quad (12)$$

说明所有的背景区域均被提取出,然后按式(13)计算背景粗模型 CB(Coarse Background):

$$CB(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N f_i(x, y) \cdot (1 - F_i(x, y))}{\sum_{i=1}^N (1 - F_i(x, y))} \quad (13)$$

N 为输入的图像帧数, $f_i(x, y)$ 为第 t 帧图像在 (x, y) 坐标处的灰度值.

得到固定背景区域和背景粗模型后,输入一帧图像 I , 对属于固定背景区域中的像素,求取 I 与背景粗模型的差分和如下式:

$$I - CB = \bigcup_{(x, y) \in UCB} |I(x, y) - CB(x, y)| \quad (14)$$

如果差分和大于给定的阈值,说明固定背景变化过大,背

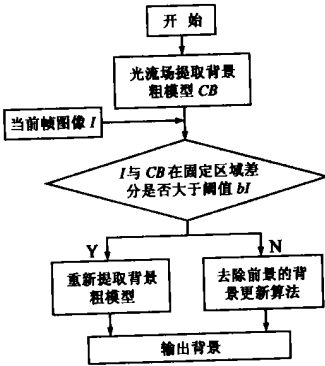


图 1 背景图像自适应更新流程图

景粗模型不再适用, 应用光流场法重新提取; 否则运用下文的基于前景物体去除的背景模型调整算法对背景进行修正。

2.2 基于前景物体去除的背景模型算法

在提取的背景粗模型基础上, 对第 I 帧图像, 若经判断不需重新提取背景粗模型, 则对它的当前背景进行调整以使其更接近真实背景。

首先判断第 I 帧中每个像素 $I(x, y)$ 与当前背景 $NB(x, y)$ 的差值, 如果小于给定的阈值 b_2 , 则像素 $I(x, y)$ 属于背景, 此时用该像素的值更新背景粗模型中对应的像素值; 否则该像素属于前景物体, 则对应的背景值保持不变。因图像中的主要部分是由背景组成, 所以差分图像是由大量具有高值的像素及少量具有低值的像素组成。为了求阈值 b_2 需要在直方图中寻找一个谷点, 从对应于直方图的峰值开始朝像素灰度值增强的方向搜索找到一个比峰值明显低的值(一般为峰值的 5%~10%), 该值所对应的灰度值即被当作新的阈值。

3 基于彩色信息的差值模型确定

传统的背景图像差值法采用背景图像与当前帧图像的灰度差值来实现。当物体与背景的灰度值接近时, 易造成分割出的目标区域存在大片的空洞或破裂。通过对采集的大量视频图像进行观察分析, 发现物体与背景灰度相同的区域, 一般颜色不会相同, 因此采用如下彩色图像差值模型:

$$I_D(x, y) = \max\{|R_b(x, y) - R_k(x, y)|, |G_b(x, y) - G_k(x, y)|, |B_b(x, y) - B_k(x, y)|\} \quad (15)$$

式中 $R_b(x, y)$ 、 $G_b(x, y)$ 、 $B_b(x, y)$ 分别为当前背景图像某一像素的 R、G、B 三基色值; $R_k(x, y)$ 、 $G_k(x, y)$ 、 $B_k(x, y)$ 分别为当前帧图像某一像素的 R、G、B 三基色值。该差值图像的形成充分利用了颜色信息, 可有效提高目标检测区域的完整性。

4 基于高斯模型的自适应阈值分割方法

基于高斯模型拟合的阈值自适应确定法^[12-14]是一种基于直方图的物体分割方法, 它基于一种假设: 两个灰度图像差分得到的直方图可以用三个 Gauss 模型拟合。本文将用基于颜色差值模型得到图像 I_D 引入基于高斯模型拟合的阈值自适应方法。

对差分图像 I_D 定义混合概率密度函数如式(16)

$$P(d) = p_1(d) + p_2(d) + p_3(d) \quad (16)$$

其中 $p_i(d)$ 为第 i 个 Gauss 模型的概率密度函数, 定义如式(17)

$$p_i(d) = \frac{\omega_i}{\sqrt{2\pi} \delta_i} \exp\left[-\frac{(d - \mu_i)^2}{2\delta_i^2}\right], \quad i = 1, 2, 3 \quad (17)$$

其中 ω_i 是灰度值属于第 i 部分的像素数的百分比, μ_i 是第 i 部分的平均灰度值, δ_i 是第 i 部分的平均方差。

对差分图像 I_D 定义直方图概率函数如式(18)

$$m(d) = \frac{1}{n} \text{num}(d), \quad d \in [-255, 255] \quad (18)$$

其中 n 为图像 I_D 的灰度值的范围($n = 511$), $\text{num}(d)$ 表示灰度值为 d 的像素个数。定义准则函数如式(19)

$$e = \frac{1}{n} \sum_{d=-255}^{255} [P(d) - m(d)]^2 \quad (19)$$

使式(19)取最小值的灰度值 d 即所求的阈值。

实验证明该方法对光线的变化不敏感, 能分割出较完整的目标区域。图 2(a)是用传统的灰度差分检测到的图像经二值化、形态去噪后的结果, 右下角的汽车顶部检测不出来; 而用本文提出的算法的结果如图 2(b)所示, 右下角的汽车顶部检测出大部分, 车辆内部的空洞也明显减少。

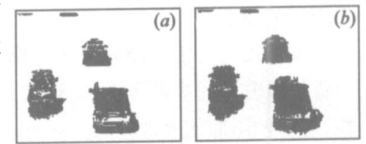


图 2 (a)用灰度差分法后的二值图; (b)用基于颜色差值模型后的二值图

5 实验结果与分析

本文以智能交通中的车辆自动监视为应用背景, 通过实验证明了所提出方法的正确性。实验分光照缓慢变化、显著变化两种情况。

图 3 是光照变化缓慢的情况, 图 3(a)是提取的固定背景区域, 图 3(b)是用 62 帧图像提取出的背景粗模型, 图 3(c)是某时刻的一帧交通图像, 因为在背景粗模型的基础上用基于前景物体去除的背景模型调整算法得到的新背景与背景粗模型的差异在视觉上不易看出, 我们分别用当前帧

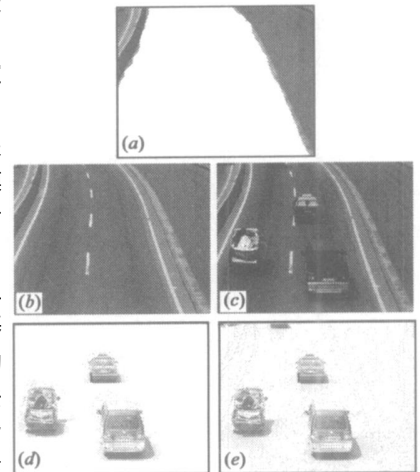


图 3 (a)固定背景区域; (b)背景粗模型 (c)一帧交通图像; (d)新背景差分出的目标 (e)背景粗模型差分出的目标

与背景粗模型的差分图像(图 3(d))、当前帧与背景粗模型的差分图像(图 3(e))来说明经过前景物体去除的背景模型调整后的背景更接近真实背景, 可以看出图 3(d)的噪声明显少于图 3(e)。

图 4 是光照条件显著变化的情况, 图 4(a)是原来的背景粗模型, 图 4(b)是输入的一帧图像, 经判断原来的背景粗模型不再适用, 所以用光流场法提取新的背景粗模型, 图 4

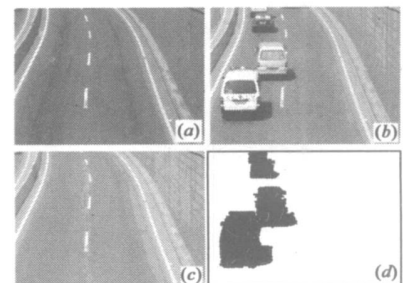


图 4 (a)原背景粗模型; (b)一帧交通图像 (c)提取出的新背景粗模型; (d)检测出的运动物体

(c)即通过 57 帧运动序列图像提取出的新的背景粗模型,然后用基于前景物体去除的背景模型调整算法对背景进行修正,图 4(d)是经过 Gauss 模型自适应阈值分割及形态学去噪处理后的结果图。

虽然用光流场法提取背景粗模型的计算量较大,但实验中背景粗模型的更新间隔为 1~2 小时,所以不会影响实时性,对每帧图像的处理时间为 0.38~0.43 秒。

6 结论

本文提出的背景图像自适应更新方法,不需要背景先验知识,可随着光照条件的变化实时、准确地更新背景图像。本文提出的基于颜色差值模型和 Gauss 模型的自适应阈值分割方法,可以有效、完整地实现运动目标分割,为运动目标的后续识别与理解奠定了基础。

参考文献:

- [1] 张泽旭,李金宗,李宁宁.基于光流场分割和 Canny 边缘提取融合算法的运动目标检测[J].电子学报,2003,31(9):1299-1302.
Zhang Zexu, Li Jinzong, Li Ningning. Detection of moving object using a fusion method based on segmentation of optical flow field and edge extracted by Canny's operator[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1299-1302. (in Chinese)
- [2] 屈有山,田维坚,李英才.基于并行隔帧差分光流场与灰度分析综合算法的运动目标检测[J].光子学报,2003,32(2):182-186.
Qu Youshan, Tian Weijian, Li Yingcai. The moving target detecting based on the parallelable discontinuous frame difference optical flow field integrated with gray intensity analysis [J]. Acta Photonica Sinica, 2003, 32(2): 182-186. (in Chinese)
- [3] Sasa G, Loncaric S. Spatiotemporal image segmentation using optical flow and clustering algorithm[A]. First Int'l Workshop on Image and Signal Processing and Analysis[C]. Pula, Croatia, 2000. 63-68.
- [4] Smith S M, Brady J M. ASSET 2: real-time motion segmentation and shape tracking[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision[C]. NJ, USA: IEEE, 1995. 814-820.
- [5] Thompson W B, Pong T C. Detecting moving object[J]. Int J Comp Vision, 1990, 4(1): 39-57.
- [6] Jong Bae Kim, Hang Joon Kim. Efficient region based motion segmentation for a video monitoring system [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(1-3): 113-128.
- [7] Needham C J, Boyle R D. Tracking multiple sports players through occlusion, congestion and scale[A]. British Machine Vision Conference[C]. Manchester, UK: School of Computing, University of Leeds, 2001. 1: 93-102.
- [8] Elgammal A, Harwood D, Davis L. Non parametric model for background subtraction[A]. European Conference on Computer Vision[C]. Dublin, Ireland, 2000. 751-767.
- [9] Xiaobo Li, Zhi Qiang Liu, Ka Ming Leung. Detection of vehicles from traffic scenes using fuzzy integrals [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(4): 967-980.
- [10] Vieren C, Cabestaing F, Postaire J. Catching moving objects with snakes for motion tracking[J]. Pattern Recognition Letters, 1995, 16(7): 679-685.
- [11] B Hom, B Schunck. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17: 185-203.
- [12] Kittler J, Illingworth J. Minimum error thresholding[J]. Pattern Recognition, 1986, 19(1): 41-47.
- [13] Gonzales R C, Woods R E. Digital Image Processing[M]. New Jersey: Prentice Hall, Upper Saddle River, 2002.
- [14] Nariman H, Alireza M, Neil B. Automatic thresholding for change detection in digital video[A]. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering[C]. Washington: Society of Photo Optical Instrumentation Engineers, 2000. 4067(1): 133-142.

作者简介:



魏志强 男,1969 年 12 月出生于山东省禹城市,博士后,现为中国海洋大学计算机系教授,博士生导师,主要研究方向为计算机图形图像处理、软件工程等。

E-mail: weizhiqiang@mail.ouc.edu.cn.



纪筱鹏 女,1978 年 5 月出生于山东省莱阳市,现为中国海洋大学计算机系博士,主要研究方向为图像处理与计算机视觉。

E-mail: jxiaopeng@mail.ouc.edu.cn.