

一种基于卡尔曼滤波的背景更新算法

夏伟才, 曾致远

(华中科技大学 数字化工程与仿真中心 信息与控制技术研究, 湖北 武汉 430074)

摘要:在基于视频的运动目标检测过程中,经常使用背景差法来检测运动目标。在背景差法中,背景的实时更新是很重要的一个部分,直接影响到检测效果。在研究过去的背景更新方法的基础上,提出一种基于卡尔曼滤波的方法来更新背景,并且把背景模型和当前帧图像的均值和方差等参数与目标检测结果相结合,实现了较好的背景更新结果。算法的复杂度低、实时性好,能够适应工程的需要。

关键词:背景更新;运动目标检测;卡尔曼滤波

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2007)10-0134-03

Background Update Algorithm Based on Kalman Filtering

XIA Wei-cai, ZENG Zhi-yuan

(Institute of Information & Control, Digital Engineering & Simulation Research Center,
Huazhong University of Science & Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: In the moving target detection based on video, the background difference is often used to detect moving target. In background difference, the real-time updated background is a very important. This paper presents a method based on the Kalman filter. Using the background model and the mean and variance of the current test results with the goal of integrating the background update realize better background updated results. The algorithm is low-complex, good real-time, can meet the need for project.

Key words: background update; moving target detection; Kalman filtering

0 引言

在计算机视觉系统中,运动目标的检测与分割是一个非常重要的问题,应用于视频监控、交通监测、图像压缩等许多方面。在进行运动检测时,常见的一种情况是摄像机处于静止状态,并且镜头焦距是固定的,此时,图像中的背景区域固定不动。这种情况下,通常采用背景差法。背景差法通过当前帧减去背景参考帧,然后对所得图像选择合适的阈值二值化以后,就得到完整的运动目标,是一种最为简单和有效的方法。

1 回顾

在运动目标检测中,背景往往会发生变化,如室内环境中的光照变化;在室外环境中,一天不同时刻光线和阴影的变化、不同季节的变化、背景中景物的改变和

摄像机位置的偏移等,此时背景图像必须能够自适应地更新。针对这一问题,一种经典的方法是时间平均法(time-averaged background image,简称 TABI),即对一段时间中的图像序列求和再平均,获得一帧近似的背景图像,但这种方法容易将前景运动目标混入到背景图像当中,产生混合现象(blending)。近年来,人们对如何实现背景图像的自适应更新进行了大量研究,这些方法可以分为两类:第1类是建立背景模型并采用自适应方法对模型参数进行调整,从而获得新的背景图像;第2类是从过去的一组观测图像中按照一定的假设选择像素灰度构成当前的背景图像。

文中的背景重构算法属于第2类方法。采用卡尔曼滤波的方法,并结合背景模型的均值和方差与目标检测结果,较好地对图像背景进行实时更新。

2 基于卡尔曼滤波的背景更新算法

2.1 卡尔曼滤波

简单来说,卡尔曼滤波器是一个“optimal recursive data processing algorithm(最优化自回归数据处理算法)”。对于解决很大部分的问题,它是最优、效率最高

收稿日期:2006-12-21

基金项目:教育部跨世纪优秀人才培养计划基金项目(2003714)

作者简介:夏伟才(1981-),男,湖北黄梅人,硕士研究生,研究方向为视频图像处理;曾致远,教授,研究方向为软件工程、计算机网络及系统集成、计算机图形技术、Internet/Intranet技术、数字视频技术。

甚至是最有用的。其广泛应用已经超过 30 年,包括机器人导航、控制、传感器数据融合甚至在军事方面的雷达系统以及导弹追踪等等。近年来更被应用于计算机图像处理,例如头脸识别、图像分割、图像边缘检测^[1]、目标跟踪^[2,3]等等。

在这一部分,描述源于 Dr Kalman 的卡尔曼滤波器。同时,会涉及一些基本的概念知识,包括概率(Probability)、随机变量(Random Variable)、高斯或正态分配(Gaussian Distribution)还有 State-space Model 等等。但对于卡尔曼滤波器的详细证明,这里不能一一描述。

首先,要引入一个离散控制过程的系统。该系统可用一个线性随机微分方程(Linear Stochastic Difference equation)来描述:

$$X(k) = AX(k-1) + BU(k) + W(k)$$

再加上系统的测量值:

$$Z(k) = HX(k) + V(k)$$

上两式子中, $X(k)$ 是 k 时刻的系统状态, $U(k)$ 是 k 时刻对系统的控制量。 A 和 B 是系统参数,对于多模型系统,它们为矩阵。 $Z(k)$ 是 k 时刻的测量值, H 是测量系统的参数,对于多测量系统, H 为矩阵。 $W(k)$ 和 $V(k)$ 分别表示过程和测量的噪声。它们被假设成高斯白噪声(White Gaussian Noise),它们的 covariance 分别是 Q, R (这里假设它们不随系统状态变化而变化)。

对于满足上面的条件(线性随机微分系统,过程和测量都是高斯白噪声),卡尔曼滤波器是最优的信息处理器。文中,认为背景是一种稳态的系统,其中的一些前景图像认为是噪声,采用 Kalman 滤波方法进行背景更新,以下是文中算法的详细介绍。

2.2 文中算法步骤

用基于 Kalman 滤波理论的时域递归低通滤波来预测缓变的背景图像也可以看作是一种基于运动检测的多帧降噪方法^[4],其原理如图 1 所示。利用 Kalman 滤波器的记忆特性,对一定时间长度的视频图像信息进行加权平均从而获得与实际背景图像近似的初始背景,同时达到了滤除颗粒噪声、消除摄像机抖动不良效果的目的,为下一步提取我们感兴趣的运动目标创造了有利条件,而且获得的初始背景的质量不依赖起始时间。背景的平均次数依实验确定,背景随光线的变化自适应更新能力较强。

当图像序列通过这个时域低通滤波器时,图像序列的缓变部分可以从图像的快速变化过程中分离出

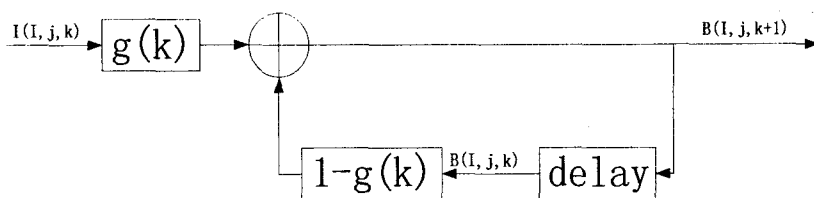


图 1 时域递归低通滤波原理图

来。其时域递归低通滤波器表示为:

$$B(i, j, k+1) = B(i, j, k) + g(k) * (I(i, j, k) - B(i, j, k)) \quad (1)$$

$$g(k) = \beta * (1 - M(i, j, k)) + \alpha * M(i, j, k) \quad (2)$$

$$\alpha = \exp(-\text{pow}(Th - \text{avg}_1)/\delta_1^2)/\sqrt{2 * \pi * \delta_1} \quad (3)$$

$$\beta = \exp(-\text{pow}(Th - \text{avg}_2)/\delta_2^2)/\sqrt{2 * \pi * \delta_2} \quad (4)$$

其中, $B(i, j, k)$ 是当前背景图像, $B(i, j, k+1)$ 是后续背景图像, $I(i, j, k)$ 表示 k 帧时, i, j 位置输入图像的特征, $M(i, j, k)$ 是当前运动目标轮廓二值化图像, β 是背景因子, α 是运动因子, Th 是阈值, avg_1 是差影图像的均值, avg_2 是当前帧图像的均值。 $M(i, j, k)$ 为: 如果 $|I(i, j, k) - B(i, j, k)| > Th$, 则 $M(i, j, k) = 1$; 否则 $M(i, j, k) = 0$ 。 δ_1, δ_2 是相应图像的标准方差。

根据 Kalman 滤波理论的框架,这个公式可以解释为一种背景的递归预测,它通过一个预测值和一个相关项来算出新的背景估计。这种背景预测的前提必须是运动目标要比背景的相对变化要快得多。常量 α 和 β 决定了背景提取过程的自适应特征,它们的取值介于 0 和 1 之间,必须足够小,以便运动物体能够从背景序列中有效地分离出来。但是如果值取得太小,第一次初始化的起始时间会变得很长,并且目标轮廓的噪声干扰会随时间的变长而增大,同时为了使算法运行正常, α 的取值必须大于 β ,典型的 β 的取值要大于取值的一个数量级。如果 β 值选取得太小,系统会失去自适应特性,反之,如果 β 取值近似于 1,那么越来越多的快速变化会转化到背景图像序列上,而且这种算法减小噪声的特性就会失去。由于在实际的运用中,要考虑时间因素,所以 α 及 β 的取值往往不用式(3)和(4)严格计算,往往取一些合适的经验值。如文中就取 $\alpha = 0.055, \beta = 0.1$ 。此外,由于背景预测模型的初始背景条件往往是未知的,但是可以通过图像传感器获得。因此,当 $k = 0$ 时,取 $I(i, j, k) = B(i, j, k)$, 即 $M(i, j, k) = 0$ 。式中 $M(i, j, k)$ 是运动目标轮廓的二值化表示形式, $M(i, j, 0) = 0$ 表示在初始化时刻 $k = 0$ 时,假定图像

中没有目标出现,目标轮廓的所有像素值为零。背景估计算法流程图如图 2 所示。

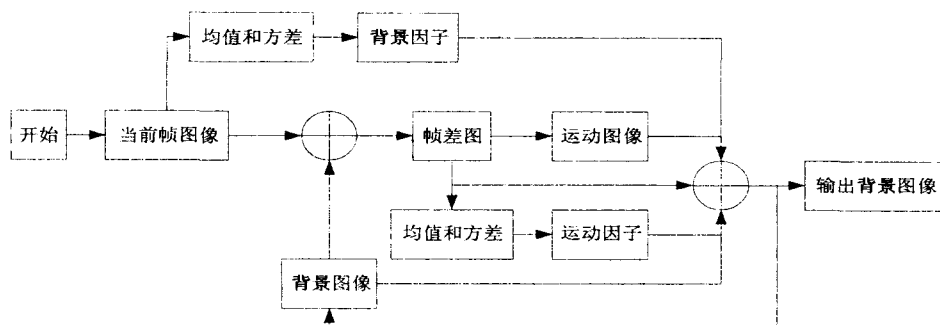


图 2 背景估计算法流程图

随着时间推移背景会发生变化,如光照变化、背景物体移入移出等,背景必须加以更新以反映这些变化。背景更新算法采用文献[5]提出的时域递归低通滤波器获取背景更新时的背景图像,其时域递归低通滤波器表达式重写如下:

$$B(i, j, k+1) = B(i, j, k) + g(k) * [I(i, j, k) - B(i, j, k)] \quad (5)$$

$$g(k) = \alpha * M(i, j, k) + \beta * [1 - M(i, j, k)] \quad (6)$$

其中, i, j 代表一个像素点的坐标, k 为帧号, $g(k)$ 是适当的增益因子, $M(i, j, k)$ 是运动目标轮廓的二值化表示形式, $B(i, j, k)$ 表示 k 帧时, i, j 位置的背景特征, $I(i, j, k)$ 表示 k 帧时, i, j 位置输入图像的特征。在实际用式(5)、(6)更新背景时,考虑到算法的实时性而将运动因子 α 和背景因子 β 设为某一固定的经验值;同时在背景中的物体移动后较快地恢复背景和在场景的光照发生变化时视频背景图像较快地自适应变化。在确保不影响运动目标的检测的前提下将 β 的值取得偏大。另外,获取 $M(i, j, k)$ 时所取阈值须动态确定,这样的背景更新算法的动态性才较好,以避免将真实运动目标融入背景而导致漏检、漏报警。

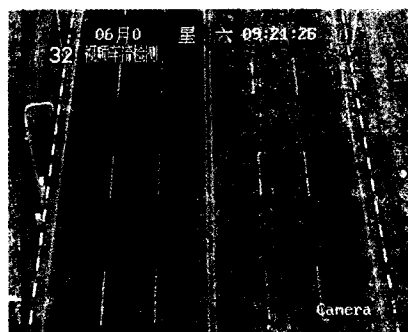
3 实验结果比较

利用文中的算法进行背景更新,并与遗忘因子背景更新方法得到的结果进行比较。如图 3 所示:a 为使用高斯混合模型提取的背景(作为背景更新的初始

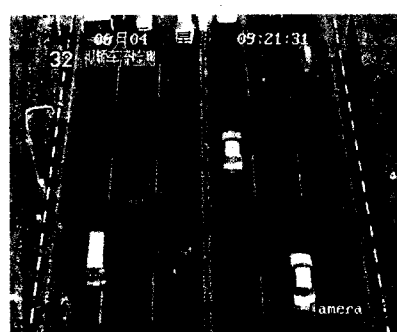
背景), b 为 100 帧后的前景图像, c 为遗忘因子方法更新背景在 100 帧后的结果, d 为文中算法更新背景在 100 帧后的结果。从图中可以看出,遗忘因子更新背景方法的处理结果中,前景车辆的影响比较大,如图 3c 中左边第一条车道比实际车道颜色要深;而文中算法中,得到的更新效果很好,如图 3d 中所示。

4 总 结

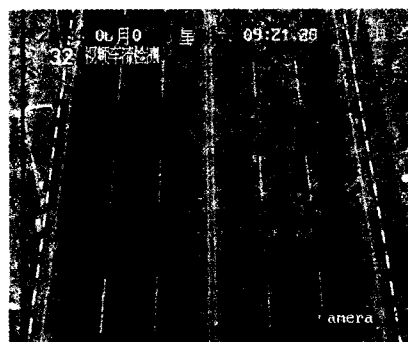
采用 Kalman 滤波的方法来更新背景,应用于基于视频的交通监控系统中,能够很好地去掉前景车辆影响,并能够随着天气、光线等的变化,实时更新背景,并且,算法实时性高,能够很好地在实际使用中提供背景,实现交通参数信息的实时监测。



(a) 初始背景



(b) 100 帧后前景图像



(c) 遗忘因子背景更新



(d) 文中算法背景更新

图 3 背景更新效果比较

参考文献:

- [1] 鲍占阔, 杨玉珍, 陈阳舟. 基于计算机视频的交通流参数检测[J]. 交通与计算机. 2006. 24(3): 36-39.
- [2] Stauffer C, Grimson W. Adaptive background mixture models for realtime tracking[C]// Proceedings of the IEEE CS Con-

(下转第 143 页)

设计上,此系统是一个典型的“4-f”光学系统,实验中利用光强来表示输入输出的数字量。在光源面上,每个 LED 发光的光强大小是相同的,那么 LED 发光时就可以表示输入数字为“1”,不发光表示输入数字为“0”;在光孔面上,通光孔可在矩阵中表示为“1”,不通光孔表示为“0”。当亮条纹照在光孔上时,就实现了相乘,即亮条纹照在通光孔上完成了 $1 \times 1 = 1$ 运算,亮条纹照在不通光孔上完成 $1 \times 0 = 0$ 运算;扇入透镜把光孔面上每一行的光强信息都会聚到接收面上,若光孔面上同一行中只有一路光束通过扇入透镜,实现 $1 + 0 = 1$ 运算,若同一行中有两路光束通过,实现 $1 + 1 = 2$ 运算,以此类推。在接收面上形成明暗条纹的光强都是成比例的,令单通光孔形成条纹光强为“1”,其他条纹则可按照倍数关系换算成数字量。光路分析表明,此光学向量-矩阵乘法器演示系统可以进行光学向量-矩阵乘法运算。

2 总 结

此系统是一套可实现 4 维向量与 4×4 维矩阵相乘的二进制光学乘法器系统,与传统电子计算机的核心运算器——累加器相比,它具有速度更快、信息量更大、并行度高等特点。此系统具有电子显示和电压输出的功能,只要在光源面上任意输入一组 4 维向量,同时就会在接收面上数字显示出运算结果,是一套实用性很强的教学科研演示系统。

光学向量-矩阵乘法器系统完成的是一个二维并行运算的光计算过程。由于光本身具有传播速度快和信息容量高,并且交叉光束之间不容易发生互相干扰的特点,使光学向量-矩阵乘法器在并行处理上有着明显优势,在传统计算机中,完成向量-矩阵乘法需要将乘法换算成加法运算,才能通过累加器进行计算,而

光学向量-矩阵乘法器所有的乘法、加法都可以同步高效地完成。这种光学系统能够在瞬间完成两个函数(或数值矩阵)之间的相关操作,相当于多个处理器(相当于函数的元素数量)联合在一起并行处理数据,这样的并行处理能力是惊人的,对处理很多领域中要求大计算量的傅氏变换是很有优势的。如果数值矩阵具有 $1000 \times 1000 = 10^6$ 个元素,那么这样的光学系统就有可能相当于具有 10^6 个处理器的传统超级巨型计算机的处理能力,而且更重要的是,将此光路结构进行紧凑处理后,这样的光学系统体积较小,结构非常简洁,没有传统超级巨型计算机那么庞大和复杂,无论是系统的稳定性还是系统的效率都具有很大的优越性。同时,这样的光学系统可扩展性非常好,只要相关器件技术得到提高,并在光学结构上进行改进,就可以大幅度提高并行计算处理的能力。

参考文献:

- [1] Jahns J, Holmdel, Jersery N. Optical Computing Hardware [M]. [s. l.]: AT&T; Academic Press, 1994.
- [2] Murocca M. Advances in Digital Optical Computing[J]. The International Journal of Optoelectronics, 1990, 3(2): 191 - 205.
- [3] Haibach F G, Myrick M L. Precision in multivariate optical computing[J]. Appl Opt, 2004, 43(10): 212 - 217.
- [4] Goodman J W. Fully parallel, high-speed incoherent optical method for performing discrete Fourier transforms[J]. Opt Lett, 1978, 2(1): 1 - 3.
- [5] Gruber M. Planar-integrated optical vector-matrix multiplier[J]. Appl Opt, 2000, 39(29): 5367 - 5372.
- [6] Zhou changhe, Liu liren, Wang zhijiang. Binary-encoded vector-matrix multiplication architecture[J]. Opt Lett, 1992 (17): 1800 - 1802.

(上接第 136 页)

ference on Computer Vision and Pattern Recognition. Collins: IEEE Computer Society, 1999: 246 - 252.

- [3] 尹小杰,朱 斌,樊 键. 无迹 Kalman 滤波器及其目标跟踪应用[J]. 测控技术, 2006, 25(8): 73 - 75.

(上接第 140 页)

- [7] 季 方,鲍远律. 基于外延特征的栅格地图噪声去除算法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(9): 1062 - 1068.

- [8] 史久根,张旺生,鲍远律. 彩色地图图象中道路信息的识别和提取[J]. 微机发展, 2000, 10(1): 64 - 66.

- [9] Chang Ahn. Character Extraction form Color Map Image Us-

- [4] 李彦鹏,黎 湘. 一种快速 Kalman 滤波算法实现及效果评估[J]. 电子与信息学报, 2005, 27(1): 153 - 154.

- [5] 沈宇键,何 昕,郝志航. 图象序列中检测运动小目标的递归算法[J]. 光电工程, 2000, 27(2): 9 - 13.

- ing Interactive Clustering[J]. J KIPS, 1997, 4(1): 270 - 279.

- [10] 陈兵旗,孙 明. Visual C++ 实用图像处理[M]. 北京:清华大学出版社, 2004.

- [11] 地图编辑室. 中国公路交通图册[M]. 北京:地质出版社, 2000.