

Kalman 滤波器对混合高斯背景建模的改进

李红波, 唐培竣, 吴 渝

LI Hong-bo, TANG Pei-jun, WU Yu

重庆邮电大学 人工智能研究所, 重庆 400065

College of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

E-mail: 4299335@qq.com

LI Hong-bo, TANG Pei-jun, WU Yu. Mixture Gaussian background modeling improved by Kalman filtering. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(24): 162-164.

Abstract: In the current computer vision applications, the research on extracting moving objects from video sequences is very hot. Since the detection of moving objects can not be satisfactory with traditional methods, an improved mixture Gaussian background modeling method based on Kalman filtering theory is proposed. According to the characteristics of temporal recursive low pass of Kalman filtering, it is used to rectify the mixture Gaussian background model and improve the method of mixture Gaussian background modeling. Compared with traditional mixture Gaussian background model, the new method can eliminate system noise and inaccurate phenomenon that misjudges foreground as background when the lighting varies strongly. It improves the mixture Gaussian background model and makes it more reliable and robust.

Key words: mixture Gaussian model; Kalman filtering; objection detection; background update

摘 要: 在目前的计算机视觉应用中, 从视频序列中提取出运动目标是一个研究热点。针对传统方法在复杂多变环境下不能很好地检测出运动目标的问题, 提出了一种基于 Kalman 滤波理论的改进混合高斯背景建模方法。利用 Kalman 滤波器的时域递归低通滤波特点, 对混合高斯背景值进行了校正, 同时对混合高斯背景更新方法进行了改进, 与传统的混合高斯背景建模相比, 该方法较好地消除了背景光照剧烈变化时误将背景检测为前景的现象, 同时也能较好地消除背景噪声, 提高了系统的可靠性和鲁棒性。

关键词: 混合高斯模型; Kalman 滤波; 目标检测; 背景更新

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.24.048 文章编号: 1002-8331(2009)24-0162-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

1 引言

在计算机视觉领域中, 运动目标的实时检测是一个重要的研究课题, 它在虚拟现实、智能监控、视频压缩、自动导航、人机交互等许多领域中有着广泛的应用前景。目前, 运动目标的检测主要分为三种: 光流法、帧间差分法和背景减除法^[1-2]。其中, 光流法的优点是能够检测出独立运动的对象, 不需要预先知道场景的任何信息, 并且可用于摄像机运动的情况, 但多数光流法计算复杂、耗时, 且需要特殊的硬件支持, 所以很难实现实时检测。帧间差分法非常适合于动态变化的环境, 但帧间差分法不能够完整地分割出运动对象, 不利于进一步的对象分析与识别。背景减除法能够完整地检测出运动对象, 常用于摄像机静止及背景相对固定的应用, 是一种有效的运动目标检测算法。在实际应用中, 由于场景光照变化、摄像机抖动等因素, 背景需要进行实时更新与维护, 因此背景减除法的难点主要在于背景的实时更新。

背景建模法的基本思想是建立背景的统计模型, 然后将当前图像与背景图像做差提取出运动目标。Stauffer 等人采用混合高斯模型 (Mixture Of Gaussian, MOG) 作为背景的统计模型^[3-4], 每个高斯分布的参数不断进行更新以适应背景的逐渐变化。该方法对于非完全静止的时变背景有较好的适应能力, 但是, 采用混合高斯背景建模也有存在着一些缺点。首先, 它对变化剧烈的光照、天气的非常敏感, 当光照、天气变化剧烈时, 就会把一些背景、噪声当作运动目标给检测出来, 形成误检, 从而使得检测的结果不够精确; 其次, MOG 对大而慢的运动目标检测效果较差。

卡尔曼滤波是一种基于统计估计理论的递推滤波方法, 它根据时变随机信号的统计特性, 采用线性最小均方误差作为最优化准则, 对随机信号的过去、当前或未来值做出尽可能接近真值的估计。有研究者用基于 Kalman 滤波理论的时域递归低通滤波来预测缓变的背景图像^[5-7], 但是, 如果单纯采用 Kalman

基金项目: 重庆市科技攻关项目 (the Programs for Science and Technology Development of Chongqing of China under Grant No.7818); 重庆市自然科学基金 (the Natural Science Foundation of Chongqing City of China under Grant No.2005BB2063); 重庆市教委科学技术项目 (the Programs for Chongqing Education Committee of China under Grant No.050509, No.060504, No.060517)。

作者简介: 李红波 (1970-), 男, 教授级高工, 主要研究方向: 虚拟现实技术、多媒体技术; 唐培竣 (1974-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 多媒体技术、网络智能; 吴渝 (1970-), 女, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 计算智能、网络智能、多媒体技术。

收稿日期: 2008-05-07 **修回日期:** 2008-08-25

滤波对运动目标进行检测,当运动目标速度较慢时,检测出的运动目标有拖影的现象。结合 Kalman 滤波器和混合高斯背景建模方法的特点,提出了一种基于 Kalman 滤波器的改进混合高斯背景建模,在一定程度上提高了混合高斯背景建模的可靠性和鲁棒性。

2 相关理论方法简介

2.1 混合高斯背景建模

背景图像的每一个像素分别用 K 个高斯分布构成的混合高斯模型来描述。任意时刻 t , 像素 $p(x, y)$ 的值 X 出现概率为:

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

其中, K 为高斯分布的个数, 由计算机的可用内存和计算能力决定, 一般取 3~5。 $\omega_{i,t}$ 表示第 i 个高斯分布在 t 时刻的权值, $\mu_{i,t}$ 表示第 i 个高斯分布在 t 时刻的均值, η 为高斯分布的概率函数, 其定义如下:

$$\eta(X_t, \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(X_t - \mu)^T \Sigma^{-1} (X_t - \mu)} \quad (2)$$

为了减少计算量, 假设 R, G, B 三个颜色通道相互独立, 而且具有相同的协方差 σ_k^2 , 因此协方差矩阵可以简化为 $\Sigma_{k,t} = \sigma_k^2 I$ 。

如果 K 个模型都不匹配当前的像素值, 则用一个新的高斯分布取代概率最小的那个分布, 新的分布的均值即为当前像素值, 同时为它分配一个较大的协方差和一个较小的权值。

如果存在匹配模型, 则对各个分布的权值进行调整:

$$\omega_{i,t} = (1 - \alpha)\omega_{i,t-1} + \alpha(M_{k,i,t}) \quad (3)$$

其中 $\alpha \in [0, 1]$, 为学习率。 $M_{k,i,t}$ 表示是否匹配, 对于匹配模型, $M_{k,i,t} = 1$, 否则为 0。未匹配的高斯分布参数 μ 和 σ 保持不变, 而匹配到当前像素值的高斯分布的参数进行如下更新:

$$\begin{aligned} \mu_i &= (1 - \rho)\mu_{i-1} + \rho X_t \\ \sigma_i^2 &= (1 - \rho)\sigma_{i-1}^2 + \rho(X_t - \mu_i)^T (X_t - \mu_i) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, ρ 是第二个学习率, $\rho = \alpha\eta(X_t | \mu_k, \sigma_k)$ 。

作为背景的像素值, 通常具有较大的权值和较小的方差。分别计算出像素 X 对于这 K 个高斯分布的概率, 并按照 ω/ϕ 的值排列它们, 选择前 B 个分布作为背景模型:

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{k=1}^b \omega_k > T \right) \quad (5)$$

T 是背景模型的最小比例, 如果 T 取得很小, K -高斯混合模型则退化为单高斯分布模型。 T 取稍大, 则可以为复杂的动态背景, 如摆动的树枝、飘动的旗子等建立多个高斯分布的混合模型来模拟复杂场景。

2.2 Kalman 滤波算法介绍

Kalman 滤波就是根据过去的信号, 利用统计估计理论, 使用线性最小均方误差作为最优准则, 预测将来某个时刻的值。Kalman 滤波从与提取信号有关的测量值中通过算法估计出所需的信号, 它实际上是对随时间改变参数估计的一种最小二乘逼近, 它考虑一个随时间变化的状态矢量, 并通过一个观察模型测得组与参数相对应的不同时刻的参数值。假如能够建立参数的确定性和不确定性影响随时间变化的模型, Kalman 滤波就可以提供任何时刻对状态矢量进行估计的一套算法。Kalman 滤波是一种最优估计器, 它对状态矢量的估计是无偏的。

设一个随机过程的系统运动方程和系统观测方程分别为:

$$\mathbf{x}(k) = \Phi(k, k-1)\mathbf{x}(k-1) + \Gamma(k-1)\mathbf{w}(k) \quad (6)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{c}(k)\mathbf{x}(k) + \mathbf{v}(k) \quad (7)$$

式(6)中, $\mathbf{x}(k)$ 为系统状态矢量, $\mathbf{w}(k)$ 为系统噪声矢量。 $\Phi(k, k-1)$, $\Gamma(k-1)$ 为系数矩阵。

滤波运算过程为:

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k) = \Phi(k, k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1) + \mathbf{K}(k)\mathbf{v}(k) \quad (8)$$

$$\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{\mathbf{x}}(k-1|k-1)$$

观测噪声矢量为:

$$\mathbf{v}(k) = \mathbf{Z}(k) - \mathbf{C}(k)\hat{\mathbf{x}}(k|k-1) \quad (9)$$

预测误差方差阵:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k|k-1) &= \Phi(k, k-1)\mathbf{P}(k-1|k-1)\Phi^T(k, k-1) + \\ &\quad \Gamma(k-1)\mathbf{Q}(k-1)\Gamma^T(k-1) \end{aligned} \quad (10)$$

增益算法:

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1) * \mathbf{C}^T(k) * [\mathbf{C}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{C}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1} \quad (11)$$

滤波误差方差阵:

$$\mathbf{p}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{C}(k)]\mathbf{P}(k|k-1) \quad (12)$$

上式公式中, \mathbf{I} 是单位矩阵, $\mathbf{R}(k)$ 是 $\mathbf{v}(k)$ 的方差阵, $\mathbf{Q}(k-1)$ 是 $\mathbf{w}(k-1)$ 的方差阵。

3 基于 Kalman 滤波器的改进混合高斯背景模型

3.1 混合高斯背景矫正

对背景进行混合高斯建模后, 设 k 时刻 (i, j) 位置的背景值表示为 $\hat{B}(i, j, k)$, 传统的目标检测方法就是将 k 时刻的输入图像值 $I(i, j, k)$ 与高斯背景值 $\hat{B}(i, j, k)$ 相减, 它们差值的绝对值就是运动目标的像素值。然而, 当这一时刻的背景光照变化剧烈时, 混合高斯背景模型把这时刻的一部分背景也会误判为运动目标, 从而使得检测的结果不够准确。利用 Kalman 滤波器的低通特性, 把混合高斯背景模型提取出来的背景值 $\hat{B}(i, j, k)$ 作为 Kalman 滤波器的观测值, 利用 Kalman 滤波器对观测值进行矫正, 从而得到背景的校正值 $B(i, j, k)$, 以此来滤掉光照变化对高斯背景的影响。

当图像序列通过这个 Kalman 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来。设 $\hat{B}(i, j, k)$ 是 k 时刻从混合高斯背景模型中提取出来背景值, $B(i, j, k)$ 是通过 Kalman 滤波器后 k 时刻背景校正值, $I(i, j, k)$ 是 k 时刻输入图像值, 其时域递归低通滤波器表示为:

$$B(i, j, k) = \hat{B}(i, j, k) + g(k) * (I(i, j, k) - \hat{B}(i, j, k)) \quad (13)$$

$$g(k) = \beta * (1 - M) + \alpha * M \quad (14)$$

$$\alpha = \frac{\exp(-\text{pow}(Th - \text{avg}1, 2)) / \sigma_1^2}{\sqrt{2\pi\sigma_1}} \quad (15)$$

$$\beta = \frac{\exp(-\text{pow}(Th - \text{avg}2, 2)) / \sigma_2^2}{\sqrt{2\pi\sigma_2}} \quad (16)$$

式(14)中, $g(k)$ 是适当的增益因子, 可以看作是一个按照运动检测信号来调整的参数; M 是当前运动目标轮廓的二值化表示形式, 如果 $|I(i, j, k) - \hat{B}(i, j, k)| > Th$, 则 $M=1$, 否则 $M=0$ 。根据 Kalman 滤波理论的框架, 公式(13)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。式(15)、(16)中, α 是运动因子, β 是背景因子, Th 是阈值。 $avg1$ 是混合高斯背景图像的均值, $avg2$ 是当前帧图像的均值。 σ_1 、 σ_2 是相应图像的标准方差。

由于在实际的运用中, 要考虑时间的因素, α 、 β 通常不用按照上式计算, 可以取一些合适的经验值。 α 、 β 决定了背景提取过程的自适应特征, 所以它们的取值应介于 0 和 1 之间。 α 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 α 取得太小了, 第一次初始化的时间会变得很长, 并且目标轮廓的噪声干扰会随着时间的变长而增大。同时, 为了使算法运行正常, β 的取值必须大于 α 。典型的 β 取值要大于 α 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图像背景上, 而且这种算法减小噪声的特性就会失去。实验中选择 $0.001 < \alpha < 0.01$, $0.01 < \beta < 0.1$ 。这样, 通过式(13)~(16), 就可以推算出矫正后的背景 $B(i, j, k)$ 。

3.2 自适应混合高斯背景模型的重构

用 k 时刻输入图像值 $I(i, j, k)$ 减去 k 时刻的背景矫正值 $B(i, j, k)$, 就可以检测出运动目标, 公式如下:

$$foreground(i, j, k) = abs(|I(i, j, k) - B(i, j, k)|) \quad (17)$$

其中 $foreground(i, j, k)$ 表示运动目标在 k 时刻 (i, j) 位置的值。

检测出运动目标后, 下一步就需要对混合高斯背景模型的背景值进行实时更新。在混合高斯模型背景更新阶段, 以前的背景更新算法是对场景内每个像素点都采用同一背景模型参数的更新规则, 这样做的结果就是将运动前景也带入了背景更新函数中去, 影响了背景建模的准确性。改进了传统高斯背景模型更新策略, 当 $\hat{B}(i, j, k) = B(i, j, k)$ 时, 就把当前像素的值带入高斯背景更新函数中去, 当 $\hat{B}(i, j, k) \neq B(i, j, k)$ 时, 意味着点 (i, j) 有运动目标或噪声, 就用 $(k-1)$ 时刻的像素值带入高斯背景更新函数中去。这样, 就消除了运动目标或噪声对背景建模的影响。背景更新程序表示如下:

$$\begin{aligned} \text{if } \hat{B}(i, j, k) = B(i, j, k) \\ \quad \text{updateGaussian}(I(i, j, k)) \\ \text{else } \text{updateGaussian}(I(i, j, k-1)) \end{aligned} \quad (18)$$

其中, $updateGaussian(I(i, j, k))$ 表示为高斯背景更新函数。

3.3 改进高斯背景建模算法

改进高斯背景建模算法描述如下:

(1) 读入帧 $Frame, n+=1$, 如果 $n \leq N$, 进行混合高斯背景建模, 否则转到(2)。

(2) 提取出混合高斯重建背景, 作为 Kalman 滤波的观测值 $\hat{B}(i, j, k)$ 。

(3) 根据 $\hat{B}(i, j, k)$, 求出运动因子 α 、背景因子 β 和滤波因子 M 。该算法采用经验值, $\alpha=0.0055$, $\beta=0.05$ 。

(4) 用 Kalman 滤波器对观测值进行矫正, 求出背景矫正值 $B(i, j, k)$ 。

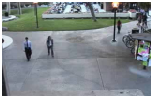

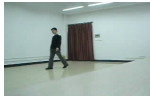









(5) 求当前帧 $Frame$ 与背景矫正值 $B(i, j, k)$ 的差, 提取出运动目标, 同时用式(18), 将对背景进行更新。

4 实验结果及分析

为验证算法的有效性, 分别采集了一段室内和室外场景的视频进行测试。测试视频的分辨率为 320×240 像素, 实验硬件

平台采用处理器赛扬 P4(2.4 G), 内存为 512 M 的台式机, 软件测试环境为 VC++6.0。表 1 是分别采用三种方法的实验结果对比图。

表 1 运动目标提取算法对比实验

| | 室外阳光下的行人 | 室内灯光下的行人 | 室内灯光突然变化 |
|-------------|--|---|---|
| 原始视频 |  |  |  |
| 混和高斯背景建模方法 |  |  |  |
| Kalman 滤波方法 |  |  |  |
| 该文方法 |  |  |  |

从表 1 可以看出, 由于光照扰动、相机抖动等原因, 采用混合高斯背景建模不能很好地提取运动目标, 同时背景噪声也比较大。当运动目标突然经过镜头时, 由于运动目标遮挡了部分进入镜头的光线, 提取出的前景会产生严重的失真, 整个场景甚至出现曝光的现象。如果仅仅利用 Kalman 滤波理论对背景进行预测更新, 虽然可以减小一部分背景噪声, 但是检测出的运动目标容易产生拖影的现象, 特别是当运动目标速度较慢时, 拖影现象十分严重。而采用提出的改进方法, 不论运动目标的速度快与慢, 还是运动目标遮挡了部分进入镜头的光线, 既不会产生拖影的现象, 也不会出现曝光的现象, 基本上能准确地检测出运动目标。

总结以上实验结果分析得出, 采用混合高斯背景建模时, 图像的噪声比较大, 当背景光线变化剧烈时, 很多背景会被误检为运动目标, 不能适应复杂多变的场景, 自适应的周期比较长。采用 Kalman 滤波器对场景进行预测更新时, 虽然一定程度上能消除系统噪声, 但是检测出的运动目标容易产生拖影的现象。而该文采用提出的方法, 则能较准确地检测出运动目标。

5 结束语

根据 Kalman 滤波器的时域递归低通滤波特点, 对混合高斯背景建模方法进行了改进。将 Kalman 滤波预测方法融入到高斯背景建模中去, 对高斯建模的背景进行了矫正, 同时, 改进了高斯背景建模的策略, 消除了运动目标对高斯背景建模的影响, 取得了较好的效果, 具有较大的可靠性和鲁棒性。实验结果表明, 无论在光照条件复杂的室外环境还是室内环境, 无论光线缓慢变化还是剧烈变化, 采用该文提出的算法, 均能较准确地检测出运动目标。

参考文献:

- [1] 代科学, 李国辉, 涂丹, 等. 监控视频运动目标检测减背景技术的研究现状和展望[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(7): 22-30.
- [2] 万纛, 韩毅, 卢汉清. 运动目标检测算法的探讨[J]. 计算机仿真, 2006, 10(10): 56-62.