

混合高斯模型运动检测算法优化*

胥欣, 江登表, 李勃, 陈启美

(南京大学电子科学与工程学院, 南京 210046)

摘要: 针对经典混合高斯算法对非平稳场景过于敏感的问题, 提出了混合高斯模型运动检测算法的优化方法。在检测算法流程的匹配高斯模态选择、模型更新和背景显示上分别作了优化: 综合考虑模态权重与模态自身匹配度, 选择匹配高斯模态; 统一初始化与检测过程中的模型更新, 即使视频检测的背景变化较大, 系统也能较快地建立理想背景模型; 综合考虑背景模型各模态分布, 清楚反映了背景模型的具体分布。实验结果表明, 与经典混合高斯算法相比, 优化算法在克服背景扰动、降低误检率上表现良好, 有效提高了混合高斯算法对场景变化的适应性。优化算法在实际工程应用中效果良好。

关键词: 智能视频监控; 运动检测; 背景建模; 混合高斯模型

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2013)07-2190-05

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.07.067

Optimization of Gaussian mixture model motion detection algorithm

XU Xin, JIANG Deng-biao, LI Bo, CHEN Qi-mei

(School of Electronic Science & Engineering, Nanjing University, Nanjing 210046, China)

Abstract: Considering the sensitivity of Gaussian mixture model in non-stationary scenes, the proposed method improved the Gaussian mixture model algorithm, especially in three ways. The method combined the weights and models themselves while choosing the best matched Gaussian mode, and used the same update method at system initializing and motion detecting process, creating an ideal background model as quickly as possible, even if the background had significant changes, and considered the background model distribution of each mode, while displaying the background, making the show of background reflect the specific distributions of the background model clearly. Compared with the classical Gaussian mixture algorithm, the proposed method does well in overcoming the background disturbances and reducing the false detection rate. The proposed method also has a good performance in engineering applications.

Key words: intelligent video surveillance; moving object detection; background modeling; Gaussian mixture model

0 引言

智能视觉监控系统中, 有效且准确提取出非静止物体是视频处理的关键。运动检测算法有多种, 传统有光流场法、帧间差分、背景减法^[1], 前两者都有显著缺点。光流场法需多次迭代运算, 计算复杂耗时, 除非有特殊的硬件支持, 否则很难实现实时检测, 算法抗噪声等干扰能力较差, 实际应用较少采用。帧间差分法检测出的运动物体的位置不精确, 其外接矩形在运动方向上拉伸并且受物体本身的运动速度及相邻图像之间的时间间隔影响, 一般不能完全提取出所有相关的特征像素点, 在运动实体内部容易产生空洞现象, 当场景中运动目标没有显著运动时, 运动目标所在区域的像素值被归零, 运动目标不能检测。目前广泛采用的是背景减法^[2-13], 将输入视频序列的当前帧与建立的背景模型差分, 提取出运动目标。与其他运动检测算法相比, 具有数据运算量较小、实现简单、能提取出完整的运动目标等优点, 是运动检测的常用方法, 得到了广泛的应用。目前, 运动检测的主要研究方向是建立合适的背景模型,

以适应场景变化及不同的应用环境。

混合高斯模型^[10-13]是广泛使用的背景模型, 它是单高斯背景模型^[1]的改进。单高斯模型是用单个高斯分布来表示背景, 能处理有微小变化与缓慢变化的简单场景。但对背景变化很大或发生突变, 或者背景像素值为多峰分布(如微小重复运动)的场景不适用。因为背景变化较快时, 其分布并不是由一个相对稳定的单峰分布渐渐过渡到另一个单峰分布。考虑背景像素值的分布是多峰的, 可以根据单模态的思想方法, 用多个单模态的集合来描述复杂场景中像素点值的变化, 混合高斯模型正是用多个单高斯函数来描述多模态的场景背景。它较好地描述了复杂场景下的背景模型分布, 对处理背景突变、背景扰动等情形有较好的应用效果。文献[12]是混合高斯的经典方法, 能够解决背景突变、背景扰动等问题; 文献[13]在理论上实现了实时应用, 对背景突变、光照变化处理结果较好。但在实际应用中, 由于运动检测算法自身缺陷, 存在以下问题: a) 匹配高斯模态选择仅考虑了模态的权重, 未考虑模态自身的高斯密度函数的匹配程度; b) 文献[12, 13]在背景模型的初始化阶段与稳态阶段使用完全不同的更新机制, 当背景变

收稿日期: 2012-10-17; **修回日期:** 2012-11-27 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61105015); 交通运输部科技项目(2012-364-641-209); 江苏省科技支撑计划资助项目(BE2011747, BE2009667); 江苏省自然科学基金资助项目(BK2011511); 江苏省环境监测科研基金资助项目(0917)

作者简介: 胥欣(1987-), 女, 江苏扬州人, 硕士, 主要研究方向为计算机视觉(xuxinjsyz@gmail.com); 江登表(1983-), 男, 博士, 主要研究方向为计算机视觉; 李勃(1982-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为图像处理; 陈启美(1947-), 男, 教授, 博导, 博士, 主要研究方向为智能通信。

化较大时,背景模型重新建立时间较长,影响系统检测;c)最终的背景显示只显示权值最大的模态,并未考虑其他模态的影响。

本文在经典混合高斯算法原理基础上,针对混合高斯模型算法的不足,分别对匹配模态选择方式、模型更新算法与背景显示方式等进行了一系列优化:a)综合考虑模态权重与模态自身对匹配模态选择的影响;b)统一初始化阶段与更新阶段背景模型更新方式,实现了两者的平滑过渡;c)综合考虑背景模型各个模态分布,使得所显示的背景更贴近真实场景的背景分布。

1 混合高斯模型解析

混合高斯模型进行背景建模的基本原理^[10~13]:根据样本集合(像素点的灰度值在时间轴上组成的序列)与背景模型中不同模态匹配的频率,不断更新模型中各个模态的高斯分布的参数,即对各个高斯分布的权重、均值和协方差等参数进行训练,使背景像素值分布收敛于一个或某几个高斯分布,实现背景像素值的聚类,从而实现对背景的背景建模。

1.1 模型定义

基于高斯混合模型的背景建模方法,其建模对象为每一个像素点的像素值。在模型中,图像中的每一个像素点的灰度值都被看做一个统计随机过程,像素点的像素值序列可以看成是一个向量序列,任意像素点 (x, y) 历史像素值可以表示成

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

这里 $I_i(x, y)$ 代表像素 (x, y) 在时刻 i 的灰度值。混合高斯模型是使用 K 个高斯分布表示这些历史值,因此,像素 X_t 为当前值的概率为

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

其中: $\omega_{i,t}$ 是 t 时刻第 i 个高斯分布的权值,它反映该高斯分布出现的比例; $\eta(X_t, \mu_{i,t}, \Sigma_{i,t})$ 是 t 时刻第 i 个均值为 $\mu_{i,t}$,协方差为 $\Sigma_{i,t}$ 的高斯概率密度函数; $P(X_t)$ 表示 t 时刻像素为 X 的概率; K 为分布的个数。

1)模型更新 将新的时刻采集到的像素值与当前的 K 个高斯分布进行比较,得到最佳的匹配,并更新混合高斯模型的参数。算法通过对各高斯分布的比较可以得到背景分布,而那些不属于背景分布的像素则被判断为前景。混合高斯分布背景模型的更新较为复杂,不但要更新高斯分布自身的参数,还要更新各分布的权重等。若检测时没有找到任何高斯分布与样本匹配,则将权值最小的一个高斯分布取出,并根据样本引入一个新的均值为当前值的高斯分布,并赋予较小的权值和较大的方差,然后对所有高斯分布重新进行权值归一化处理。

2)背景描述 在每一时间,都需要选择高斯混合模型中的一个或多个高斯分布作为背景模型。根据前文描述的模型更新方法,具有较大权重值和较小协方差的高斯分布是背景像素的分布的可能性更大^[10~13]。从这 K 个高斯分布中选取若干个作为背景,首先把高斯分布按照 ω_j/σ_j^2 值从大到小排序,然后选取前 B 个, B 满足

$$B = \arg \min_b \left(\frac{\sum_{j=1}^b \omega_j}{\sum_{j=1}^K \omega_j} > T \right) \quad (3)$$

其中: T 为选取的阈值,选取前 B 个分布作为背景元素。如果

T 取值较小,高斯混合模型将退化为单高斯分布模型;如果 T 取值较大,则可以为复杂的动态背景,如摇动的树叶、旋转的风扇等建立多个高斯分布的混合模型。

3)前景检测 它是在模型更新之前进行的。如果在当前根据 ω_j/σ_j^2 值排序后的背景描述的 B 个高斯分布中,至少有一个高斯分布与当前像素值匹配,则当前像素为一个背景像素,否则判定其为前景像素。

1.2 混合高斯模型的不足

混合高斯背景建模过程中允许运动目标的存在,适合室外有光线和天气变化小而速度快的运动目标的检测,该算法有其缺点不足。具体分析如下:

a)在匹配高斯模态选择时,算法仅考虑模态的权重大小,未考虑模态自身的高斯密度函数的匹配程度,选择的匹配模态不一定是最佳匹配。

b)在文献[12,13]中,背景模型的初始化与稳态阶段使用两种完全不同的更新机制,在场景变化不大及背景扰动较小时检测效果较好,但存在以下问题:(a)从初始化阶段到稳态阶段应是一种平滑的过渡,但在文献[12,13]中对两种阶段使用瞬时切换的更新机制,显然不妥;(b)在稳态阶段,如果背景发生较大变化,背景模型更新收敛速度过慢,造成系统在这段时间内检测错误率大幅上升,甚至完全不能检测,不符合应用需求;(c)只是将权值最大的单高斯分布作为最终的背景显示,没有考虑其他模态的影响。

2 混合高斯模型优化的总体架构

图1是混合高斯优化算法的流程,主要在三方面对混合高斯算法进行优化:匹配高斯模态的选择、模型的更新及背景的显示。

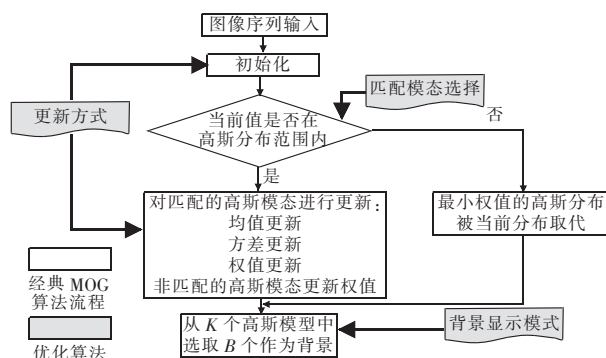


图1 混合高斯优化算法流程

无背景的流程模块是经典混合高斯算法的流程,分别对应算法的初始化、模型更新、模态匹配及背景模态的选择判断过程;灰色流程模块是对混合高斯的具体优化,是优化算法的主要改进处,包括匹配模态选择、更新方式和背景显示模式。

针对混合高斯算法的不足,优化算法主要在对匹配模态选择、更新方式和背景显示模式方面进行了一系列的优化。首先,在匹配模态选择模块上,结合模态权重与模态自身匹配情况进行高斯模态匹配的判断;其次,在更新方式上,统一初始化与检测过程中模型的更新方式,使得模型由初始化阶段平滑过渡到稳态阶段;最后,在背景显示模式上,综合考虑背景模型各个模态分布,使得背景的显示能清楚反映背景模型的具体分布。

3 匹配模态选择

混合高斯模型的各模态是按照 ω_j/σ_j^2 由大到小进行排序的,在进行模态匹配时,当进来一个新样本 X_i 时,依次与各模态进行比较,只要满足 $|X_i - \mu_j|/\sigma_j \leq 2.5$,即认为样本与该模态匹配,其他未比较模态均不考虑。此种选择模式有明显问题:当进行模态匹配时,照现有方式,匹配的模态不一定是最佳模态,因为算法只要找到一个模态就跳出循环,如果余下的模态在形态权重上比选择的模态更适合样本值,这种选择方式显然不是最佳。举例说明:某像素的三个高斯模态分布及权值大小如图2所示。高斯模态的均值、方差各不相同,权值依次递减。

某时刻的像素分布为 X_i ,若仅考虑权值 ω_j ,则权值最大的模态1作为匹配模态,如图3(a)所示;若仅考虑 ω_j/σ_j^2 ,没有考虑当前像素分布,则 ω_j/σ_j^2 值最大的模态2作为匹配模态,如图3(b)所示;若同时考虑权值及模态自身的匹配程度,根据 $\omega_j/(|X_i - \mu_j|/\sigma_j)$ 的值大小选择,则 $\omega_j/(|X_i - \mu_j|/\sigma_j)$ 值最大的模态3作为匹配模态,如图3(c)所示。由此可见,不同的匹配模态选择机制可能导致不同的模态匹配结果,考虑多种影响模态匹配的因素,选择最优的模态匹配,是算法优化的关键。

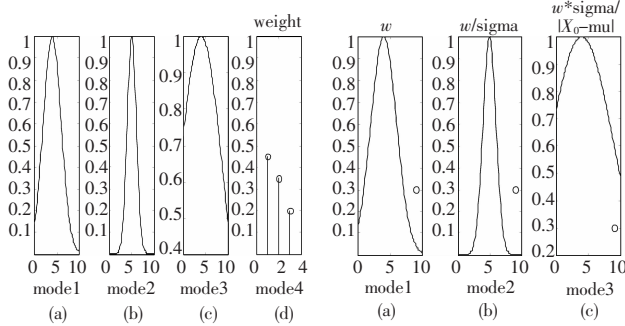


图2 高斯模态及权值分布

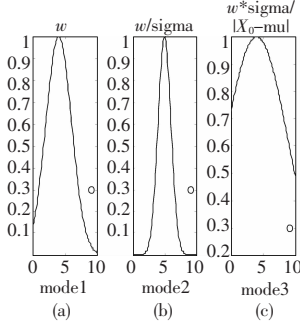


图3 匹配模态选择结果

优化算法同时考虑权值及高斯模态自身均值、方差对分布的影响,对匹配模态选择方式进行了如下改进,对新生样本与模型的高斯模态进行两次比较:

a) 将 X_i 依次与各模态进行比较,当满足 $|X_i - \mu_j|/\sigma_j \leq 2.5$ 时,选择相应模态,对应模态组成新的数组。若所有模态都不满足 $|X_i - \mu_j|/\sigma_j \leq 2.5$,则没有模态与当前分布匹配,去除权值最小的模态,以当前样本分布建立新模式,新模式均值为当前样本值,方差预设较大值。

b) 在满足 $|X_i - \mu_j|/\sigma_j \leq 2.5$ 组成的新模式组合中再进行比较,分别计算 $\omega_j/(|X_i - \mu_j|/\sigma_j)$ 的大小,选择 $\omega_j/(|X_i - \mu_j|/\sigma_j)$ 值最大的模态作为匹配模态;其余模态不作为匹配模态,舍去。

将 $\omega_j/(|X_i - \mu_j|/\sigma_j)$ 的值作为匹配依据,考虑:a) 模态的权重在整个模型中,权值 ω_j 越大,越易匹配;b) 样本与模态自身的匹配情况,当 $|X_i - \mu_j|/\sigma_j$ 值越小时,说明样本与该高斯模态越匹配,反之,其数值越大,表明样本与该高斯模态越不匹配。因此当 $\omega_j/(|X_i - \mu_j|/\sigma_j)$ 值最大,说明对应模态与样本最为匹配,从而确定最佳的匹配模态。

4 更新方式

混合高斯模型各参数的更新可以用式(4)表示^[11]:

$$\theta(t) = (1 - \eta(t)) \times \theta(t-1) + \eta(t) \times \nabla(x(t); \theta(t-1)) \quad (4)$$

其中: $\theta(t)$ 泛指参数。在时刻 t ,速率 $\eta(t)$ 与控制因子 $\nabla(x(t); \theta(t-1))$ 共同决定 $\theta(t)$ 的更新, $\nabla(x(t); \theta(t-1))$ 因子是与 $x(t)$, $\theta(t-1)$ 有关的变量, $\eta(t)$ 取决于更新速率。

方式1 $\eta(t) = 1/t$,参数估计是与观测的样本数有关,随着样本数的增加,参数快速达到期望值,适用于系统初始阶段的更新。

方式2 当 $\eta(t) = \alpha$,系统参数更新与最近的宽度为 $L = 1/\alpha$ 的窗内的样本数有关,与之前的样本无关。与初始阶段比,计算速度提高了,但相应的参数的收敛速度降低了,适用于系统达到稳态后的参数更新。

图4(a)是采取 $\eta(t) = 1/t$ 的更新,可以看出系统在初始阶段就能很快收敛,达到稳定状态;(b)采取 $\eta(t) = \alpha$,可看出在初始阶段,系统的收敛速度较慢。经典 MOG 算法在初始化阶段与系统稳定后分别采用两种不同的更新机制,以达到预期效果。

图5是经典 MOG 更新时的收敛曲线。可以明显看出在更新机制切换时,过渡时有突变。

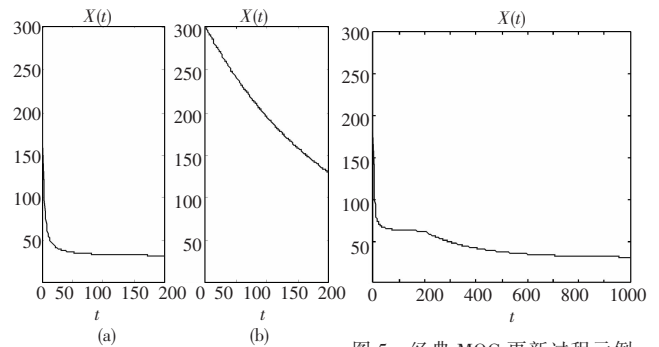


图4 更新过程示例

图5 经典 MOG 更新过程示例

如果系统在初始化之后,已经用后一种更新机制进行更新,如果背景发生较大变化,这种人为将系统更新方式分为两类的方法会有较大问题。系统采用后一种更新方式,需较长时间参数才能达到期望值,这段时间内系统的检测效果就会受影响,检测错误率大幅上升,甚至完全不能检测,不符合应用需求。如图6所示,系统在检测过程中背景发生突变,经较长时间系统才重新收敛到稳态,此段时间内,系统检测效果不理想。

优化算法将两种更新方式统一,既考虑了初始阶段对系统参数的快速收敛,也研究了稳定后系统参数更新的计算量,使得系统在背景发生较大变化时,也能很快获得理想的背景参数。图7是采用优化算法的模拟更新过程,可以看出,当系统发生突变时,可以较快地收敛到稳态。

更新速率 $\eta(t)$ 计算如下:

$$\eta_k = q_k \times \left(\frac{1 - \alpha}{c_k} + \alpha \right) \quad (5)$$

当样本与该高斯模态匹配时, $q_k = 1$, 否则 $q_k = 0$ 。 c_k 是对模态与样本匹配次数的计数, $c_k = c_k + q_k$, 当最小权值的高斯模态被新模式取代时,该模态 c_k 重新置为零。

$$\text{权值更新 } \omega_k(t) = (1 - \alpha) \times \omega_k(t-1) + \alpha \times q_k \quad (6)$$

$$\text{均值更新 } \mu_k(t) = (1 - \eta_k) \times \mu_k(t-1) + \eta_k \times x \quad (7)$$

$$\text{方差更新 } \sigma_k^2(t) = (1 - \eta_k) \times \sigma_k^2(t-1) + \eta_k \times (x - \mu_k(t-1))^2 \quad (8)$$

系统初始化或背景发生较大变化时,样本数较少, $\eta_k \approx 1/c_k$, 系统在短时间内能快速收敛;当系统稳定时,样本数较多, $\eta_k = q_k \times ((1 - \alpha)/c_k + \alpha) \rightarrow \alpha$, 即 $\eta_k \approx \alpha$, 系统运算量降低,性

能提高。

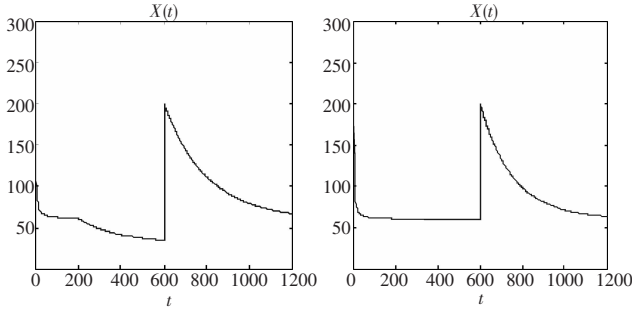


图6 突变背景 MOG 更新示例

图7 突变背景优化算法更新示例

5 背景显示模式

经典 MOG 算法在背景显示时,直接将权值最大的模态分量值作为背景显示,没有考虑作为背景的其他 $(B-1)$ 分量,在显示上不够精确。

在 t 时刻,像素灰度值为 x 的概率^[10~13]为

$$P(x) = \sum_{k=1}^K P(G_k)P(x|G_k) = \sum_{k=1}^K \omega_k \times g(x; \mu_k, \sigma_k) \quad (9)$$

根据贝叶斯公式,像素 x 为背景的概率 $P(B|x)$ ^[11]为

$$P(B|x) = \frac{\sum_{k=1}^K P(B|G_k)P(G_k|x)}{\sum_{k=1}^K P(x|G_k)P(G_k)} = \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \times P(B|G_k)P(G_k)}{\sum_{k=1}^K P(B|G_k)P(G_k)} \quad (10)$$

作为背景显示时,背景的期望值 $E[X|B]$ 为

$$E(X|B) = \sum_{k=1}^K E[X|G_k]P(G_k|B) = \frac{\sum_{k=1}^K \mu_k \times P(B|G_k)P(G_k)}{\sum_{k=1}^K P(B|G_k)P(G_k)} \quad (11)$$

其中: $P(G_k)$ 即为各模态的权值。实际应用时,将背景 B 个模态的权值重新归一化,以归一化后的权值分配背景各模态分量,背景显示以混合模态重新分布的模型作为数组显示的依据。

6 实验检测分析

6.1 测试平台及数据来源

为了验证优化算法的有效性,在多个视频上进行了测试,并与经典的混合高斯背景建模(MOG)^[10~13]方法进行了比较。所有测试序列使用同一参数设置:

$$K=3, \alpha=0.01, \lambda=2.5, T=0.75$$

测试硬件平台: CPU 为 Intel Pentium Dual E2160, 主频 1.80 GHz, 1 GB 内存。软件平台: Linux Suse 11.2, OpenCV。实验使用的数据包括三组测试视频: a) 采用由 <http://cvrr.ucsd.edu/aton/shadow> 提供的标准测试序列, 选用其中的室内场景, 即 intelligent-room; b) OpenCV 自带的测试视频 tree 和一组室内场景 curtain; c) 文献[2]所提供的模拟合成数据集 <http://www.vis.uni-stuttgart.de/index.php?id=sabs>, 人工合成模拟多种运动检测常见场景, 如树枝晃动、遮挡、阴影、镜面反射、光照变化等场景。在同等实验条件下, 对各视频进行运动检测测试。

6.2 性能评价标准

索引率(recall)和准确率(precision)是反映检测效果的重要指标。索引率,即检出的正确结果与全部正确结果的百分比。准确率即检出的正确结果与全部检测结果的百分比。具体表示为

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (12)$$

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (13)$$

以及两者的综合指标为

$$F\text{-score} = \frac{2 \times \text{recall} \times \text{precision}}{\text{recall} + \text{precision}} \quad (14)$$

$$\text{背景错误率: FPR} = 1 - \frac{TN}{TN + FP} \quad (15)$$

其中: TP 为正确检测的前景, TN 为正确检测的背景, FP 为错误检测的前景(应为背景), FN 为错误检测的背景(应为前景)。

6.3 测试效果对比分析

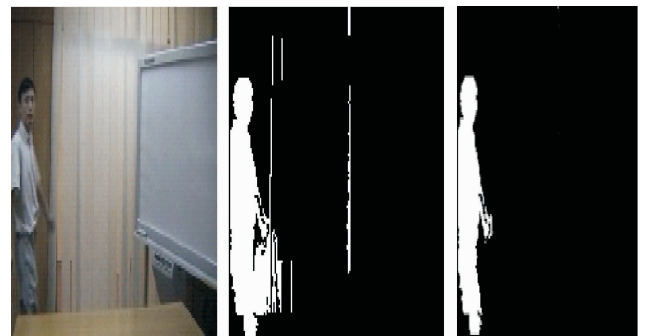
图8是对测试视频 tree 的测试结果。其中(a)是测试视频的原始图像帧, (b)是经典 MOG 检测出的前景图像, (c)是混合高斯优化算法检测出的前景图像。由实验结果可看出, MOG 检测出的前景有一部分是误检出的树枝的晃动像素点, 而优化算法误检的前景像素点少得多。由此可看出, 在克服背景扰动(树枝晃动)方面, 混合高斯优化算法对背景的扰动鲁棒性优于原 MOG 算法。



(a) 原始视频帧 (b) 经典 MOG 检测结果 (c) 优化算法检测结果

图8 Tree 视频运动目标检测结果

图9是室内场景 curtain 的检测结果。视频中的窗帘由于风的吹动, 一直在飘动, 对运动检测带来很大干扰。由测试结果可看出, 经典 MOG 会把部分飘动窗帘的像素检测为前景, 而优化算法基本不存在这种现象, 只检测出了运动目标。说明优化算法对背景扰动的鲁棒性较强。

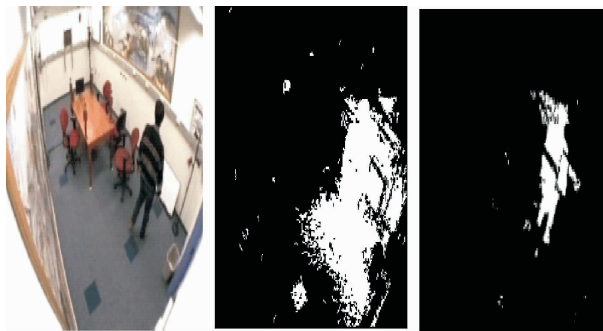


(a) 原始视频帧 (b) 经典 MOG 检测结果 (c) 优化算法检测结果

图9 Curtain 运动目标检测结果

图10是场景 intelligent-room 的检测结果。该段视频是室内场景, 涉及场景光线变化等背景变化情况。截取帧是运动目

标刚进入监控区域的时刻,由检测结果可看出,MOG 算法在目标刚进入时,由于背景的变化,检测结果不佳;优化算法因背景模型能较快收敛,即使在目标刚进入时,也能很快地检测出运动目标。



(a) 原始视频帧 (b) 经典 MOG 检测结果 (c) 优化算法检测结果
图 10 Intelligent-room 运动目标检测结果

图 11 是 tree 视频中两算法构建的背景帧显示图像。其中,(a)是原始图像帧,右上角有运动物体;(b)是经典 MOG 算法背景模型中权值最大的高斯模态构成的单高斯背景显示;(c)是背景模型中各模态权值归一化的混合高斯构成的背景帧。由实验可看出,MOG 算法的背景模型有较多的噪点,优化算法的背景模型基本达到了要求,建立的背景模型中包括了应有的背景。由于优化算法考虑了其他背景模态,其构成的模型能更好地克服晃动树枝等背景扰动的干扰,细节色彩上不失真,更符合实际场景。



(a) 原始视频帧 (b) MOG 单高斯分量显示 (c) 优化算法多模态显示

图 11 Tree 视频背景显示结果

图 12 是文献[2]提供的模拟数据集检测结果。该段视频是模拟场景,涉及场景光线变化、阴影、遮挡、背景扰动等多种运动检测涉及的背景变化情况。此段场景,树枝一直在晃动,由于街道建筑的遮挡,阴影、遮挡、光照变化较为明显。截取帧是两个运动目标同时出现的时刻,由检测结果可看出,MOG 算法在目标刚进入时,由于背景的变化,检测结果不佳,受阴影、遮挡等环境影响较大;优化算法因背景模型能较快收敛,即使在目标刚进入时,也能很快地检测出运动目标,且检测目标较完整。



(a) 原始视频帧 (b) 经典 MOG 检测结果 (c) 优化算法检测结果

图 12 模拟场景运动目标检测结果

图 13 是 MOG 及优化算法的指标分析曲线,测试数据是文献[2]提供的在一般场景下的模拟数据,选取前 1 400 帧作测试,绘制分析曲线。分析曲线分别对应 recall、precision、FPR、F-score,其中虚线是 MOG 的曲线,实线是优化算法的指标曲线。由图可看出,算法优化后,性能指标比 MOG 显著提高。

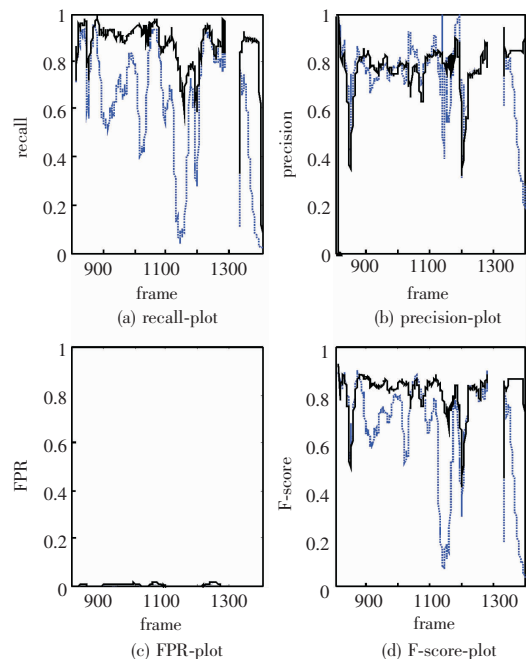


图 13 MOG 及优化算法性能分析曲线

图 14 是算法应用于高速公路实时监控系统检测效果的实时截图。实验选自沪宁高速路况实时视频, MPEG-2, D1 (704×576)分辨率。如图所示,检出异常视频事件过慢(<40 km/h)。根据应用反馈,算法在系统中运行良好。



图 14 高速公路应用效果截图

7 结束语

本文在深入研究背景建模技术的基础上,提出了经典混合高斯(MOG)的优化,以克服其收敛速度与检测精度之间的矛盾。算法充分利用了样本信息,设计了算法的融合准则,从实验结果可以看出,该算法比已有算法更能够适应复杂场景变化,具有较高的检测准确率与检索率。在下一步的工作中,将研究融合纹理信息,消除阴影的不利影响,以及研究算法向 DSP 和 CUDA 平台移植的方法,实现在降低能耗、减小体积的同时提升系统的稳定性和处理能力。

参考文献:

- [1] TOYAMA K, KRUMM J, BRUMITT B. Wallflower: principles and practice of background maintenance [C]//Proc of the 7th International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE Press, 1999: 255-261.

(下转第 2209 页)

来进行识别。

贵晁烨等人^[16]提出了一种新的基于线性差值的张量步态识别算法,首先采用牛顿线性插值法对步态张量进行表达,讨论插值帧的来源以及带来的误差情况;然后对步态采用张量分析(即 MPCA 算法),讨论该算法的收敛性、迭代次数以及基于线性插值的张量步态识别算法的步态样本的选取是一个周期或半个周期和最终归一到的帧数的识别性能情况;最后在 CASIA(B) 步态数据库上,验证了所提出算法取得的识别效果。表 3 列出了本文方法与以上两种算法的对比情况。

表 3 几种方法的对比

算法	特征	识别率/%
传统光流法	标量	83
光流空间分布	标量	92
MPCA	张量	93

通过对比可以发现,与传统光流法相比,本文提出的方法在识别率上有了较大幅度的提高;而和 MPCA 算法相比,由于本文采用了标量特征,计算相对简单,出错概率降低,同样达到了可观的识别率。

3 结束语

光流的空间分布,即运动的形状能够产生一个非模型化的随时间周期性变化的特征,本文利用了这些特征之间的相对相位差异,验证了这些差异能够有效区分不同个体的步态,不仅能够达到良好的识别率,而且本文方法无须建模,复杂度较低。未来的工作重点集中于更加有效地提取特征融合算法,在智能视频监控系统下实时进行步态识别。

参考文献:

- [1] JOHANSSON G. Visual perception of biological notion and a model for its analysis[J]. *Perception Psychophys*, 1973, 14(2): 201-211.
- [2] 贵晁烨,徐森,王科俊. 行人步态的特征表达及识别综述[J]. *模式识别与人工智能*, 2012, 25(1): 71-81.
- [3] WANG Liang, TAN Tie-niu, HU Wei-ming, et al. Automatic gait recognition based on statistical shape analysis [J]. *IEEE TIP*, 2003, 12(9): 1120-1131.
- [4] HAN J, BHANU B. Individual recognition using gait energy image [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 10(2): 316-322.
- [5] 马勤勇,王申康,聂栋栋,等. 基于瞬时步态能量图的远距离身份识别[J]. *电子学报*, 2007, 35(11): 2078-2082.
- [6] 徐艳群,张斌. 一种基于光流的多区域分割在步态识别中的应用[J]. *计算机科学*, 2012, 29(4): 275-278.
- [7] LUCAS B, KANADE T. An iterative image registration technology with an application to stereo vision [C]//Proc of the 7th International Joint Conference on Artificial. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., 1981: 674-679.
- [8] LAMT H, LEE R S T, ZHANG D. Human gait recognition by the fusion of motion and static spatial-temporal templates [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(9): 2563-2573.
- [9] ZHANG Jun-ping, PU Jian, CHEN Chang-you, et al. Low resolution gait recognition [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 2010, 40(4): 986-996.
- [10] BARRODALE I, ERICKSON R E. Algorithms for least-squares linear prediction and maximum entropy spectral analysis [J]. *Geophysics*, 1980, 45(3): 433-446.
- [11] HONG Sung-jun, LEE H, TOH K A, et al. Gait recognition using multi-bipolarized contour vector [J]. *International Journal of Control, Automation, and Systems*, 2009, 7(5): 799-808.
- [12] ZHANG Jun-ping, PU Jian, CHEN Chang-you, et al. Low resolution gait recognition [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 2010, 40(4): 986-996.
- [13] 陈祥涛,张前进. 基于核主成分分析的步态识别方法[J]. *计算机应用*, 2011, 31(5): 1237-1241.
- [14] 王天树,郑南宁,徐迎庆,等. 人体运动非监督聚类分析[J]. *软件学报*, 2003, 14(2): 209-214.
- [15] NIYOGI S A, ADELSON E H. Analyzing and recognizing walking figures in XYT [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1994: 469-474.
- [16] 贵晁烨,安实,王健,等. 基于线性插值的张量步态识别算法[J]. *计算机应用研究*, 2012, 29(1): 355-358.
- [1] JOHANSSON G. Visual perception of biological notion and a model for its analysis[J]. *Perception Psychophys*, 1973, 14(2): 201-211.
- [2] BRUTZER S, HÖFERLIN B, HEIDEMANN G. Evaluation of background subtraction techniques for video surveillance [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2011: 1937-1944.
- [3] BARNICH O, Van DROOGENBROECK M. Vibe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 2009: 945-948.
- [4] ASSHETON P, HUNTER A. A shape-based voting algorithm for pedestrian detection and tracking [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(5): 1106-1120.
- [5] MADDALENA L, PETROSINO A. A self-organizing approach to background subtraction for visual surveillance applications [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2008, 17(7): 1168-1177.
- [6] LI Li-yuan, HUANG Wei-min, GU I Y H, et al. Foreground object detection from videos containing complex background [C]//Proc of the 11th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM Press, 2003: 2-10.
- [7] ELGAMMAL A, HARWOOD D, DAVIS L. Non-parametric model for background subtraction [C]//Proc of the 6th European Conference on Computer Vision-Part II. 2000: 751-767.
- [8] BOUWMANS T, ELBAF F, VACHON B. Background modeling using mixture of Gaussians for foreground detection: a survey [J]. *Recent Patents on Computer Science*, 2008, 1(3): 219-237.
- [9] BOUWMANS T, ELBAF F, VACHON B. Statistical background modeling for foreground detection: a survey [M]//Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision. Singapore: World Scientific Publishing, 2010: 1937.
- [10] ZIVKOVIC Z, Van Der HEIJDEN F. Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, 27(7): 773-780.
- [11] LEE D. Effective Gaussian mixture learning for video background subtraction [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(5): 827-832.
- [12] STAUFFER C, GRIMSON W. Learning patterns of activity using real-time tracking [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 747-757.
- [13] KAEWTRAKULPONG P, BOWDEN R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection [C]//Proc of the 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems. Providence: Kluwer Academic Publishers, 2001: 1-5.

(上接第 2194 页)