基于混合高斯模型的行人检测方法

李 娟[1],邵春福[1],杨励雅[2]

(1.北京交通大学 城市交通复杂系统理论与技术教育部重点实验室,北京 100044;2.中国人民大学 公共管理学院,北京 100872)

摘 要:针对道路交通中行人的特点,从参数更新、背景估计和前景分割三个方面改进传统的混合高斯模型,提出一种有效的行人检测方法。首先,利用基于图像分割的参数更新模型,减少将静止前景判定为背景的可能性;其次,采用前景融合时间调整机制,控制前景融入背景的时间;最后,引入均值权值的概念,优化前景分割的条件。试验结果表明,改进的算法优于传统的混合高斯模型,具有良好的鲁棒性和自适应性,可正确检测出移动速度缓慢或静止的行人。

关键词:交通运输系统工程;智能交通系统;行人检测;背景提取;混合高斯模型

中图分类号:U491.1 **文献标志码**:A **文章编号**:1671-5497(2011)01-0041-05

Pedestrian detection based on improved Gaussian mixture model

LI Juan[1], SHAO Chun-fu[1], YANG Li-ya[2]

(1. *Key Laboratory for Urban Transportation Complex Systems Theory and Technology of Ministry of Education, Beijing Jiaotong University, Beijing* 100044, *China*; 2. *School of Public Administration, Renmin University of China, Beijing* 100872, *China*)

Abstract: Aiming at the peculiarity of pedestrian in the road traffic, an effective pedestrian detection method was proposed based on an improved Gaussian mixture model(GMM) in 3 aspects: parameter updating, background estimation and foreground segmentation. The possibility of misjudging the static foreground as the background was reduced using a parameter updating model based on the image segmentation. The time of the foreground merging into the background was controlled applying the adjustment scheme of foreground merging time. The foreground segmentation condition was optimized by introducing the concept of average weight. The test results showed that the improved algorithm is better than the traditional GMM. It is characterized by good robustness and adaptability, able to detect the slow-moving even static pedestrian.

Key words: engineering of communications and transportation system; intelligent transportation system; pedestrian detection; background extraction; Gaussian mixture model(GMM)

收稿日期:2009-01-01.

基金项目:"973"国家重点基础研究发展计划项目(2006CB705500);国家自然科学基金项目(50778015);中国人民大学科学研究基金项目(07XND012).

作者简介:李娟(1980-),女,博士研究生.研究方向:智能交通系统,视频检测.E-mail:juanli_bjtu@yahoo.com.cn

通信作者:邵春福(1957-),男,教授,博士生导师.研究方向:交通规划与管理,智能交通系统,交通安全.
E-mail:cfshao@bjtu.edu.cn

行人交通检测的主要任务是从连续的图像序列中判别出运动行人[1]。因此,背景模型对目标的识别和跟踪至关重要。目前已有的大多数背景提取算法或基于静态背景,或计算复杂,难以应用于交通视频的实时处理。其中,背景差法[2]对环境的变化(如光照等)较敏感,且分割精度易受噪声影响。帧间差分法[3]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。光流法[4]需要多次迭代运算,时间消耗大。混合高斯模型[5]对背景的自适应性高,在时空效率都适中的情况下能提供相对精确的背景模型。文献[6]给出了混合高斯模型的标准算法,即Grimson 方法,但算法运行效率较低,难以适用于实时性要求较高的系统。因此很多学者对混合高斯模型进行了改进。Kaewtrakul 等[7]提出了两阶段参数更新模型,提高了算法的学习速度和稳定性。Lee 等[8]将 Bayesian 分类器引入高斯混合模型,建立了自适应学习的更新模型。Zhang 等[9]将背景重构和前景消融时间控制机制整合到传统模型中,提高了运动检测的质量。这些方法提高了算法的鲁棒性和运算效率,但很难正确检测出运动速度缓慢的物体,尤其当运动目标突然停止运动时,容易把静止目标误判为背景。

根据我国混合交通的实际情况和行人的特点,本文改进传统的混合高斯模型,提出一种有效的行人检测方法。试验结果表明该方法有良好的鲁棒性和自适应性,可用于交通视频检测。

1 混合高斯背景模型

背景图像中的每一个像素分别由 K 个高斯分布构成的混合模型表示。Grimson 方法[6]将当前观测点判定为背景模型的概率定义为

$$P(X_t)=\sum_{k=1}^{K}\omega_{k,t}\times\eta(X_t,\mu_{k,t},\sigma_{k,t}^2) \tag{1}$$

式中:K 为高斯模型的数量;$\omega_{k,t}$ 为 t 时刻第 k 个高斯分布的权值;$\mu_{k,t}$ 和 $\sigma_{k,t}^2$ 分别为 t 时刻第 k 个高斯模型的均值和方差;$\eta(X_t,\mu_{k,t},\sigma_{k,t}^2)$ 为 t 时刻第 k 个高斯分布的概率密度函数,可表示为

$$\eta(X_t,\mu_{k,t},\sigma_{k,t}^2)=\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\,|\,\Sigma\,|^{1/2}}e^{-\frac{1}{2}(X_t-\mu_t)^{\mathrm{T}}\Sigma_k^{-1}(X_t-\mu_t)} \tag{2}$$

利用混合高斯模型提取背景的过程如下。

1.1 参数更新

模型参数随着新图像到来要不断更新,每个像素需要与 K 个高斯分布进行匹配并决定是否更新。更新过程按式(3)进行:

$$\begin{cases}\omega_{k,t}=(1-\alpha)\omega_{k,t-1}+\alpha(M_{k,t})\\ \mu_{k,t}=(1-\rho)\mu_{k,t-1}+\rho X_t\\ \sigma_{k,t}^2=(1-\rho)\sigma_{k,t-1}^2+\rho(X_t-\mu_{k,t})^{\mathrm{T}}(X_t-\mu_{k,t})\\ \rho=\alpha\eta(X_t,\mu_{k,t},\Sigma_{k,t})\end{cases} \tag{3}$$

式中:α 为权值更新率;ρ 为参数更新率。

当高斯分布与像素值 X_t 匹配时,$M_{k,t}$ 取值为1,否则取值为 0。如果混合模型中没有一个高斯分布与 X_t 匹配,则用一个新的高斯分布代替优先级最低的高斯分布,并且用较大的方差和较小的权值初始化。

1.2 背景估计

模型参数更新后,要确定当前帧中最佳描述背景过程的高斯分布。相对值 $\omega_{k,t}/\sigma_{k,t}$ 作为评测标准,依照比值的大小对各高斯分布从高到低排序。最可能描述背景过程的高斯分布位于序列的顶部,而由不稳定的扰动产生的分布将排在序列的底部,最终被新的高斯分布所取代。从 N 个高斯分布中选择前 B 个高斯分布作为背景模型。

$$B=\arg\min_b\left(\sum_{k=1}^{b}\omega_{k,t}>T\right) \tag{4}$$

式中:T 为背景阈值,通过 T 的设定可以选出描述背景的最佳分布。

1.3 前景分割

根据前 B 个高斯分布建立的背景模型,按照优先级次序将像素值 X_t 分别与 B 个高斯分布逐一匹配。若没有表示背景模型的高斯分布与之匹配,则判定该点为前景点,否则为背景点。

2 本文方法

行人运动速度慢,在交叉口经常需要长时间等待[2]。用传统方法很难正确检测出移动速度缓慢或静止的行人。本文根据行人的特点,对进传统的混合高斯模型进行了改进,具体算法步骤为:①根据 Grimson 方法初始化混合高斯模型;②根据相邻像素在空间上的相关性,对图像进行分割;③按 1.1 节中介绍的方法更新背景模型参数;④按 1.2 节中介绍的方法进行背景模型评估;⑤通过融合时间调整机制,控制前景融入背景的时间;⑥按 1.3 节中介绍的方法进行前景判断;⑦引入权值均值的概念,优化前景分割的条件。

2.1 基于图像块的参数更新

本文方法在前一帧的前景图像中利用基于数学形态学的图像分割技术寻找行人轮廓,判断当前帧源图像中各像素是否在行人轮廓内,将源图形中像素分成两类:行人区域和非行人区域。根据当前像素是否在行人区域内,决定模型参数是否进行更新。

$$G = \begin{cases} 1, & I(x,y) \in \mathrm{Pr} \\ 0, & I(x,y) \notin \mathrm{Pr} \end{cases} \tag{5}$$

式中:Pr 表示行人区域。

分割结果如图 1 所示。点 P_1 在行人区域内,$G=1$,背景不进行更新;点 P_2 在行人区域外,背景按照基于像素级的背景模型自动更新。改进的参数更新算法,将图像中相邻像素在空间上的相关性引入模型,进行基于图形块的参数更新,可以节约计算时间,提高行人检测的稳定性和准确性。

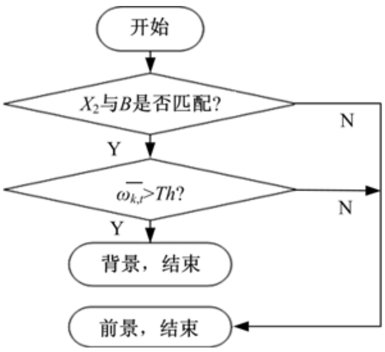


图 1　行人区域划分

Fig. 1　Pedestrian segmentation of original frame

2.2 基于融合时间调整机制的背景模型评估

运动行人进入场景,如果当前像素值与 K 个高斯分布都不匹配,新的分布将替换位于序列底部的高斯分布,当前像素值成为候选背景像素。由于 $\omega_{k,t}/\sigma_{k,t}$ 很小,当前像素值被分类为前景。如果由于交通拥挤等行人停止运动,随着时间推移,对应高斯分布的权值将逐渐变大,协方差逐渐变小。当比值 $\omega_{k,t}/\sigma_{k,t}$ 变得足够大时,其对应的高斯分布将成为前 B 个高斯分布,该像素也将被分类为背景。针对此问题,本文改进了背景评估模型,提出融合时间调整机制,通过消融系数 β 控制前景像素融入背景的时间。改进算法主要通过减小最有可能进入背景模型的高斯分布 G_v 的权值,延缓该分布进入前 B 个高斯分布的时间,减少前景成为背景估计模型的可能性。

$$\omega_{v,t} = \omega_{v,t} \times \beta \tag{6}$$

式中:v 表示最可能进入背景模型的高斯分布当前时刻在序列中的序号;β 为消融系数,由前景在历史帧中出现的频率控制:

$$\beta = C/M \tag{7}$$

式中:变量 C 用来计数,统计各像素被连续分类为前景的次数;M 为常量,用来控制前景像素融入背景的时间,是静止物体保持为前景的期望值。

2.3 整合权值均值的前景分割

如前所述,假设行人 p 在场景中的停留时间 t_p 足够长,满足:$t_p > t_s$,其中 $\omega_{p,t_s} = 1-T$,则 $\omega_{p,t_p} > 1-T$;$p \leqslant K$,即 $\sum_p^K \omega_{k,t_p} > 1-T$。可以得到:

$$p < B = \arg\min_b \left(\sum_{k=1}^{b} \omega_{k,t_p} > T \right) \tag{8}$$

在这种情况下,静止行人 p 对应的像素进入背景模型,可能成为背景。针对此情况,本文引入权值均值的概念,作为前景分割的第二个判断条件:

$$\bar{\omega}_{k,t} = (1-\lambda)\bar{\omega}_{k,t-1} + \lambda(\omega_{k,t}) \tag{9}$$

式中:$\bar{\omega}_{k,t}$ 是权值均值,表示每个高斯模型的权值在时间序列上的均值;λ 是学习率,取非常小的固定值。

Grimson 方法中用 $\omega_{k,t}$ 来表示 t 时刻第 k 个模型为背景的概率,$\omega_{k,t} > TH$,说明该高斯分布在 $L = 1/\alpha$ 帧内出现的频率高,模型的积聚性好。本文算法中,用 $\bar{\omega}_{k,t}$ 反映在长度为 $L' = 1/\lambda$ 帧内出现的频率。$\bar{\omega}_{k,t} > Th$,说明该高斯分布在 L' 帧内出现的频率高,模型的积聚性好。TH 和 Th 是预先给定的阈值。本文算法优化了前景分割条件,可以减少前景误判为背景的可能性,算法流程如图 2 所示。

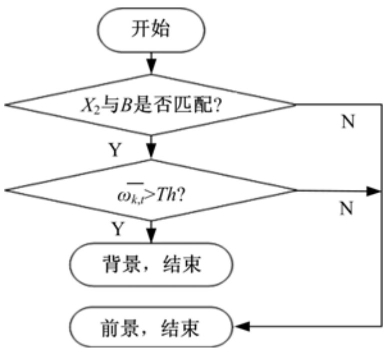


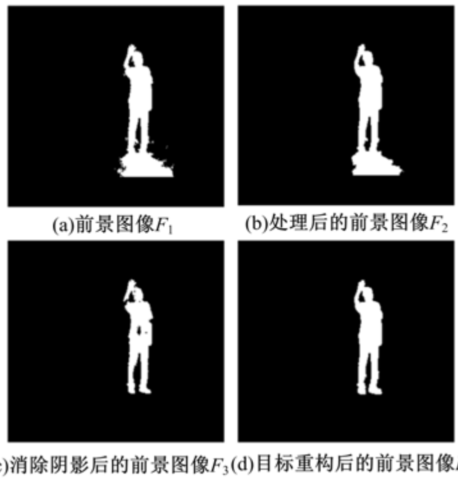
图 2　前景分割的算法流程图

Fig. 2　Flow chart of foreground segmentation algorithm

2.4 阴影检测模型

按本文方法,建立混合高斯模型,得到分割前

景后的二值图像 F_1。采用文献[10]提出的方法，利用 HSV(H 表示色度，S 表示饱和度，V 表示亮度)颜色空间模型很好地消除了运动阴影。阴影检测流程如图 3 所示。对前景分割后得到的前景图像 F_1，进行形态学开运算去除噪声前景点，得到 F_2。利用 HSV 颜色空间模型对 F_1进行阴影处理，得到仅含前景点的 F_3。为了尽可能保留更多的前景目标，采用基于形态学目标重构的方法：$F_4 = F_2 \cap (F_3 \oplus B)$(B 为结构元素，由目标的大小决定其尺寸)得到最终的前景图像 F_4。



(a)前景图像F_1　(b)处理后的前景图像F_2

(c)消除阴影后的前景图像F_3　(d)目标重构后的前景图像F_4

图 3　阴影检测流程图

Fig. 3　Step by step illustration of shadow detection

3　试验结果

为了检验算法的有效性，在 VC++6.0 平台下，分别对 Grimson 方法和本文方法进行仿真试验。试验数据使用 SONY Handycam 数码摄像机拍摄的视频片断，每帧图像大小为 320×240 像素，视频流中进入场景的行人(椭圆标注)在 477 帧停止运动，保持静止，直到 812 帧离开场景。图 4 为部分仿真结果，图纵列分别表示第 477 帧、504 帧、679 帧和 812 帧的分割结果。

由 Grimson 方法得到的分割结果(1A、1B)可以看出：

(1)行人在 504 帧开始融入背景，表明静止行人作为前景维持了 27 帧后，其对应的高斯分布已成为前 B 个高斯分布，对应的像素进入背景模型。

(2)第 679 帧中，前景行人已完全融入背景。表明其对应像素经过 175 帧迭代，相对值 $\omega_{k,t}/\sigma_{k,t}$ 已足够大，对应的高斯分布位于序列的顶部，成为背景像素的最佳描述。

(3)行人在 812 帧离开场景，但在背景图中留下虚影，在前景图中运动行人与虚影叠加在一起，很难正确检测出行人。

通过改进算法的试验结果(2A、2B、2C)可以

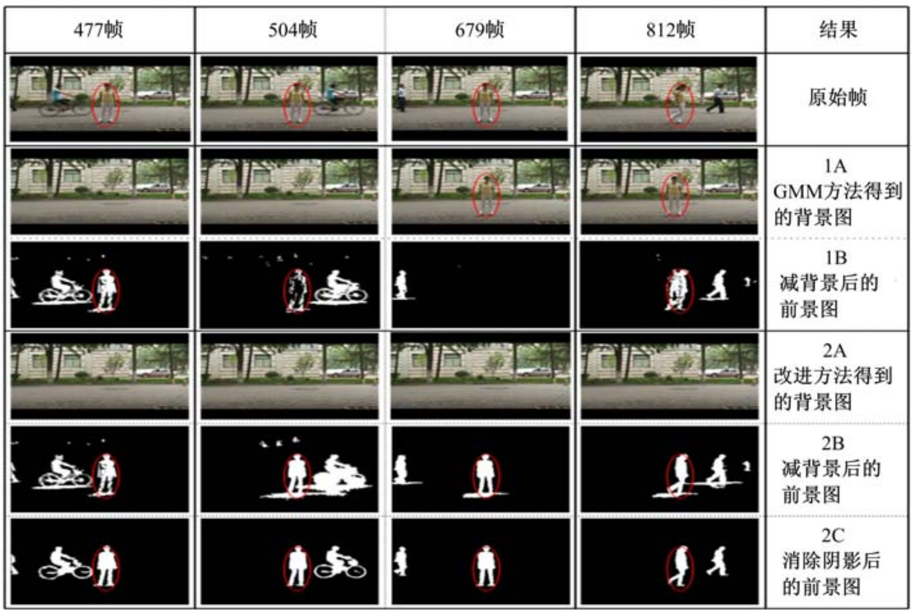


图 4　行人检测的试验结果

Fig. 4　Results of pedestrian detection

看出：①背景图像 2A 比 1A 更吻合实际情况，背景图像中不含静止行人；②前景图像 2B 比 1B 更清晰准确，没有虚影的影响。其主要原因是：改进的算法通过图像分割、融合时间调整机制和前景分割条件优化有效控制了前景融入背景的时间，行人的对应像素没有进入背景模型。本文方法正确检测出了静止行人。

Grimson 方法与本文方法的试验结果比较见表 1。本文方法在运行效率相差不大的情况下，延缓了前景融入背景的时间，减少了分割错误。

表 1　试验结果比较

Table 1　Comparison of test results

方法	前景融入背景的时间/帧	分割错误/（像素 · 帧$^{-1}$）	运行时间/（ms · 帧$^{-1}$）
Grimson 方法	27	68	23
本文方法	508	8	22

4　结束语

提出了一种改进的基于混合高斯模型的行人交通检测方法。其中，基于图像块的背景更新模型减少了计算量，提高了分割质量。融合时间调整机制减小了高斯模型的权值，控制了前景融入背景的时间。权值均值的引入改进了前景分割条件，减少了由于行人停止运动而错误决策为背景的可能性。试验结果表明，该方法有很好的自适应性，提高了背景提取的稳定性和准确性，可为我国混合交通中行人交通参数的提取提供技术支持。

参考文献：

[1] Malinovskiy Y，Zheng J Y，Wang Y H. A simple and model-free algorithm for real-time pedestrian detection and tracking[C]// The 86th Annual Meeting of the Transportation Research Board，Washington，D. C.，2007.

[2] Haritaoglu I，Harwood D，Davis L S G. A human body part labeling system using silhouettes[C]// Fourteenth International Conference on Pattern Recognition，1998：77-82.

[3] 洪炳熔，贺怀清. 虚拟人的步行和跑步运动控制方法的研究[J]. 高技术通讯，2001(3)：91-95.
Hong Bing-rong，He Huai-qing. Research of waling and running locomotion control methods for virtual humans[J]. Chinese High Technology Letters，2001(3)：91-95.

[4] Meyer D，Denzler J，Niemann H. Model based extraction of articulated objects in image sequences for gait analysis[C]// Proc IEEE International Conference on Image Processing，Santa Barbara，California，1997：78-81.

[5] 李志慧，张长海，曲昭伟，等. 交通流视频检测中背景模型与阴影检测算法[J]. 吉林大学学报：工学版，2006，36(6)：993-997.
Li Zhi-hui，Zhang Chang-hai，Qu Zhao-wei，et al. Background extraction model and shadow detection algorithm in traffic flow video detection[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)，2006，36(6)：993-997.

[6] Stauffer C，Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，2000：747-757.

[7] Kaewtrakul P，Bowden R. An improved adaptive background mixture model for real-time tracking with shadow detection[C]// Proceedings of 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems，2001：149-158.

[8] Lee D S，Hull J J，Erol B. A Bayesian framework for Gaussian mixture background modeling[C]// Proceedings of International Conference on Image Processing，2003：973-976.

[9] Zhang Y C，Liang Z Z，Hou Z G，et al. An adaptive mixture Gaussian background model with online background reconstruction and adjustable foreground mergence time for motion segmentation[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology，2005：23-27.

[10] Cucchiara R，Grana C，Piccardi M，et al. Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information[C]// Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference，Oakland，CA，2001：334-339.