

基于块模型的混合高斯运动目标检测方法

赵泽壹^{1,2}, 路 纲^{1,2}

(1. 陕西师范大学 现代教学技术教育部重点实验室, 陕西 西安 710119;
2. 陕西师范大学 计算机科学学院, 陕西 西安 710119)

摘 要:对场景中运动目标进行实时检测,在公共安全、军事和航空航天等领域中具有非常重要的应用价值。在图像处理运动检测中,传统的混合高斯模型方法为每一个像素构建高斯模型,利用背景像素在较长时间内具有稳定的概率分布密度等统计信息分离背景区域,实现背景和运动目标的分离。该方法在实际使用中容易受到噪声干扰,且计算成本高。针对其不可避免的缺点,提出了一种基于信息度对图像进行分块的混合高斯模型算法。通过图像块中含有运动点的比例不同采用不同的混合高斯模型,对位于运动目标边缘的图像块采用单独的算法进行预处理,不仅能够降低背景区域、运动区域中噪声对背景模型的影响,同时能够以更高的计算效率实现运动目标的检测。实验结果表明,该算法在实际场景中具有良好的可行性和鲁棒性。

关键词:运动物体检测;帧差法;高斯混合模型;分块模型;信息度

中图分类号:TP301

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2019)01-0097-05

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2019.01.020

A Gaussian Mixture Moving Object Detection Method Based on Block Model

ZHAO Ze-yi^{1,2}, LU Gang^{1,2}

(1. Key Laboratory of Modern Teaching Technology of Ministry of Education, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China;
2. School of Computer Science, Shaanxi Normal University, Xi'an 710119, China)

Abstract: Real-time detection of moving targets in the scene is of great application value in the fields of public security, military and aerospace. In the motion detection of image processing, the traditional mixed Gaussian model constructs a Gaussian model for each pixel, and uses the background pixel with stable probability distribution density and other statistical information for a long period to separate the background region, so as to achieve the separation of background and moving targets. This method is subject to be interfered by noise in practical use and has high calculation cost. For this, we propose a mixed Gaussian model algorithm for image segmentation based on information degree. Different mixed Gaussian model are adopted according to different proportions of moving points in the image blocks, and the image blocks located at the edge of moving target are preprocessed by a separate algorithm. It can not only reduce the influence of noise in the background area and moving area on the background model, but also realize the detection of moving targets with higher computational efficiency. The experiment shows that the proposed algorithm is feasible and robust in practical scenario.

Key words: moving object detection; frame subtraction method; Gaussian mixture model; blocking model; information degree

0 引言

在计算机视觉领域,运动目标检测是热门的研究方向。解决这个问题的算法有很多,总得来说可以分为三类,分别是光流法^[1-2]、帧差法^[3-4]、背景消减法^[5-14]。在观察者和场景之间发生相对运动时,视觉

场景中物体表面和边缘可以建立明显的运动模型。光流法利用这样的运动模型进行运动目标检测,易受到噪声干扰且计算成本高。帧差法通过计算相邻两帧之间的不同信息来捕捉运动目标,具有计算速度快、对光照变化稳定性强的优点,但不能很好地适用于运动

收稿日期:2018-03-03

修回日期:2018-07-04

网络出版时间:2018-11-15

基金项目:陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2017JM6103);陕西师范大学2017年度校级综合教改研究项目(17JG33)

作者简介:赵泽壹(1992-),男,硕士,研究方向为图像处理与模式识别;路 纲,博士,副教授,通信作者,研究方向为无线自组织网络、智能信息融合、模式识别、信息技术支撑教学。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20181114.1557.042.html>

目标快速移动的场景,对于纹理信息较少的运动目标也容易产生空洞。背景消减法通过对当前图像像素强度与相应的背景进行比较,从而实现对运动目标的检测。因为对于运动目标检测具有非常好的鲁棒性,所以应用非常广泛。背景消减法的关键步骤在于背景建模过程。文献[5]提出利用混合高斯方法对背景进行建模。混合高斯方法在视频序列中对运动目标进行检测^[11-14],通过对真实场景的背景进行建模并不断更新,可以有效克服因为相机抖动而产生的微小扰动噪声。但是混合高斯方法对于快速的光照变化较为敏感。文献[6-10]提出了对混合高斯方法的改进策略,但这些方法仍然是对图片的每一个像素进行处理,更新每一个像素的概率密度函数,计算代价非常大。

在上述研究基础上,文中提出一种基于块模型的运动目标检测方法。通过帧差法初步确定运动目标在当前帧的位置,利用二值化图像计算当前帧每个网格中动态点的数量,即信息度,将所有图像块分为3类,分别是背景块、运动块、准运动块。针对不同类型图像块构建不同的混合高斯更新策略:背景块中利用较少的像素信息更新混合高斯模型、运动目标块区域不更新混合高斯模型。并通过实验对该算法进行验证。

1 混合高斯模型

混合高斯模型的理论基础是任何类型的概率分布模型都能够用多个高斯分布进行近似表示。在场景背景建模过程中,利用多个带有权值的高斯模型之和的形式构建混合高斯模型公式,进而表达在视频图像上相同位置像素的强度值。混合高斯模型中的参数可以在不需要对视频帧进行缓存的条件下对参数自适应地进行更新。以处理灰度图像的视频序列为例对混合高斯模型进行描述,可以根据该例导出彩色图像视频序列混合高斯模型。

1.1 混合高斯模型建立及其参数更新

在时间维度上捕获图像序列 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_t\}$, 其中 t 表示采样时间。图像 I_t 中每个像素 X_t 灰度值的概率分布是:

$$P(X_t) = \sum_{i=1}^k w_{i,t} N(X_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) \quad (1)$$

其中, k 表示混合高斯模型中高斯分布的数量,由实际中可用内存和计算精度决定它的大小; $w_{i,t}$ 、 $\mu_{i,t}$ 、 $\sigma_{i,t}^2$ 分别表示时间为 t 时第 i 个高斯分布的权值、均值、协方差矩阵, $w_{i,t}$ 满足 $0 \leq w_{i,t} \leq 1$, $\sum_{i=1}^k w_{i,t} = 1$ 。 $N(I_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2)$ 是一个高斯模型的概率分布密度函数:

$$N(I_t, \mu_{i,t}, \sigma_{i,t}^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_{i,t}} \cdot e^{-\frac{(I_t - \mu_{i,t})^2}{2\sigma_{i,t}^2}} \quad (2)$$

每个像素的 k 个高斯分布总是按 $w_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 由大到小排列。

当一个新的图片被捕获时,它的每个像素都需要与其对应的高斯模型进行比较,看像素的灰度是否满足 $|X_t - \mu_{i,t-1}| < \delta \sigma_{i,t-1}$, 其中 δ 是一个可以根据实际情况设定的阈值,一般取值范围是 2.5 ~ 3.5。当第 i 个高斯模型与当前像素 X_t 匹配时,则对第 i 个高斯模型的参数均值和协方差进行更新,公式如下:

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

$$\mu_{i,t} = (1 - \rho) \mu_{i,t-1} + \rho X_t \quad (4)$$

$$\sigma_{i,t}^2 = (1 - \rho) \sigma_{i,t-1}^2 + \rho (X_t - \mu_{i,t})^T (X_t - \mu_{i,t}) \quad (5)$$

其中, α 为权值更新率; ρ 为均值和方差的更新率, $\rho = \alpha \eta (X_t, \mu_i, \sigma_i^2)$ 。

在像素 X_t 对应的混合高斯模型中没有一个高斯模型满足 $|X_t - \mu_{i,t-1}| < \delta \sigma_{i,t-1}$ 的条件下,判断高斯模型的数目是否等于最大数值 K , 如果当前模型的数量小于 K , 则用这个像素的灰度值作为高斯分布的均值,再加上一个较大的协方差、当前最小权值建立一个新的高斯分布。在更新完成后对混合高斯模型的权值进行归一化。

1.2 背景模型构建与运动目标检测

所有的高斯分布函数都按照公式 $w_{i,t}/\sigma_{i,t}$ 进行从大到小的排序。在 k 个高斯分布函数中,假设权值最大的 M 个高斯分布函数构建了背景模型。

$$B = \arg \min_b \left(\sum_{i=1}^b w_{i,t} > T \right) \quad (6)$$

其中, T 是一个背景模型中所有高斯模型的权值之和最小值。在像素对应的混合高斯模型中, $1 - M$ 个高斯模型集合接近于理想背景模型, $k - M$ 个高斯模型集合更加接近于运动目标模型。因此可以对每个像素点进行过滤,如果它的灰度与前 $1 - M$ 个高斯模型匹配,那么这个点是背景点,反之是运动目标点,从而实现运动目标的检测。

2 基于图像块的混合高斯模型运动目标检测

基于混合高斯模型的运动目标检测算法,对每一个像素都建立混合高斯模型,在求解过程中消耗大量的计算资源。虽然它能够在一定程度上提升算法对环境的适应能力,但仍然具有对光照敏感、静态物体变为运动物体时产生鬼影等缺点。现在有很多改进的混合高斯模型运动目标检测算法,虽然能够在一定程度上克服光照变化、鬼影等问题,但仍然是时间域上对每一个像素建立混合高斯模型,没有考虑同一帧内像素

点在空间域上相邻点具有的相关性。在文中提出的基于分块模型的运动目标检测算法中,利用帧差法对运动目标进行预先估计,从而确定当前帧空间域上像素点之间的相关性,并将其加入到混合高斯模型的参数更新过程中。同时对运动目标所处的图像块进行单独处理而不是对整幅图像进行处理,可以在降低计算复杂性的基础上提升混合高斯模型运动检测算法的性能。

算法大致流程如下:

- (1) 利用帧差法检测运动目标;
- (2) 对图像进行分块,计算每个图像块的信息值并对其进行分类;
- (3) 对不同类别的图像块采用不同的混合高斯模型参数更新策略。

本节使用的图片是视频序列“Intelligent room”中的第 108 帧和第 109 帧,如图 1 所示。

2.1 帧差法初步检测运动目标

帧差法假设相邻两帧之间背景图像像素点位置不发生变化,而运动点在像素位置发生位移,利用相邻两帧 I_{t-1} 和 I_t 的灰度差,通过阈值比较从而估计出运动目标的位置,如式 7:

$$\begin{cases} X_t(i,j) \in a_{bg}, |I_t(i,j) - I_{t-1}(i,j)| < T \\ X_t(i,j) \in a_c, |I_t(i,j) - I_{t-1}(i,j)| \geq T \end{cases} \quad (7)$$

其中, a_c 为运动目标位置初步检测范围; T 为灰度变化阈值。

T 的取值对之后的处理非常关键,当取值太大时运动目标易出现空洞、裂纹等现象。将 T 设为自适应的阈值后,容易增加算法在此处的计算复杂性,从而造成过多的计算资源浪费。这个步骤中只是对运动目标进行初步的检测,所以设 $T = 3\sigma + \mu$ 。

2.2 图像块分类方法

相邻两帧图像 I_{t-1} 和 I_t 通过帧差法获取帧图像 I_t 所对应的含有运动目标的二值图像 frame_diff_t , 假设图像 frame_diff_t 的大小为 $m \times n$, 那么可以依据尺寸为 $m' \times n'$ 的模板获取 $m' \times n'$ 个图像块 m 。其中第 (k,j) 图像块表示为 $D(k,j)$, $1 \leq k \leq m, 1 \leq j \leq n$ 。文中通过式 8 对背景块、运动块、准动态块进行分类。

$$\begin{cases} D(k,j) \in D_{bg}, \frac{s(k,j)}{m' \times n'} < T_1 \\ D(k,j) \in D_{yd}, \frac{s(k,j)}{m' \times n'} > T_2 \\ D(k,j) \in D_{zyd}, T_1 \leq \frac{s(k,j)}{m' \times n'} \leq T_2 \end{cases} \quad (8)$$

其中, D_{bg} 、 D_{yd} 、 D_{zyd} 分别表示背景块集合、运动块集合、准运动块集合; T_1 、 T_2 分别是 3 类图像块之间的区分阈值。

2.3 图像块自适应混合高斯模型构建及其参数更新

当捕获图像后,通过帧差法与网格化可以获得具有信息值的图像块,如图 1(c) 所示。如果 $D(k,j)$ 是背景块,如图 1(d) 中 A 区域,那么让该块内所有像素点对应一个混合高斯模型。采用 5 点法对该模型的参数进行更新,公式如下:

$$p_{D_{k,j}} = \sum_{i=1}^K \omega_{i,t} \times \frac{1}{(2\pi)^{\frac{+}{-}} \left| \sum_{k,t} \right|^{\frac{+}{-}}} e^{-\frac{+}{-}(\bar{D}_{k,j} - \mu_{i,t})^T \sum_{k,t}^{-1} (D_{k,j} - \mu_{i,t})} \quad (9)$$

其中, $\bar{D}_{k,j}$ 表示背景块随机 5 点的像素灰度均值; $\sum_{k,t}$ 表示背景块的协方差矩阵。

创建新的高斯模型时利用 5 个点的灰度均值作为高斯模型均值,采用较大的协方差。如果 $D(k,j)$ 是动态块,图 1(d) 中 B_1 、 B_2 、 B_3 、 B_4 、 B_6 、 B_7 、 B_9 区域,则混合模型中的参数保持不变,从而保留对静态背景的估计能力。如果 $D(k,j)$ 是准动态块,图 1(d) 中 B_5 区域,则选取该块周围的、除去运动块的 8 邻近图像块,图 1(d) 中 B_8 区域,作为准动态块处理区域,对该区域进行均值滤波处理,等预处理后,对其块中的每个像素点进行混合高斯模型建立与更新,从而保证算法的性能。

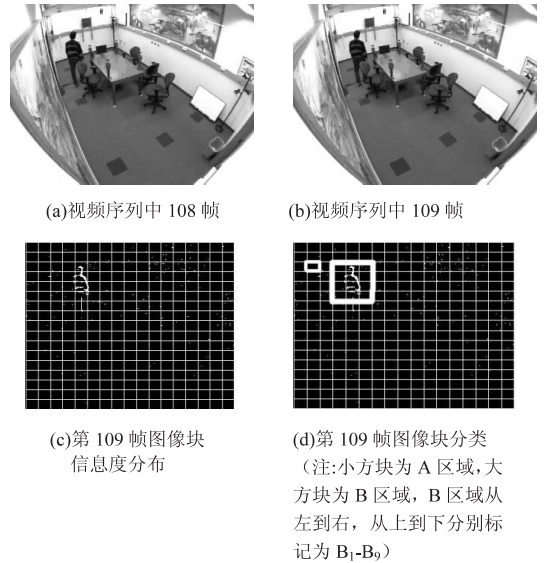


图 1 基于信息度的图像块分类过程

2.4 背景模型构建与运动目标检测

如果 $D(k,j)$ 是背景块,那么该区域大部分像素点属于背景区域,所以将其作为背景区域处理;如果 $D(k,j)$ 是动态块,那么该区域作为运动目标显示;如果 $D(k,j)$ 是准动态块,则对该图像块除去运动块的 8 邻近图像块,作为准动态块处理区域,对该区域进行均值滤波处理,等预处理后,对该区域每个像素点对应的混合高斯模型进行排序,依据式 6 构建背景模型。如果该区域中的像素点满足 $|X_t - \mu_{i,t-1}| < \delta\sigma_{i,t-1}$, 那么该像素点属于运动目标,否则属于背景。

3 实验结果与分析

文中利用从公开数据集中选取的两个室内视频序列和一个室外视频序列,对提出的方法进行有效性和准确性验证。其中视频序列“Intelligent room”和“Laboratory”属于室内场景,视频序列“Campus”属于室外场景。实验程序用 C++ 编写,运行在 Intel Core i5-2400,3.10 GHz,4 G 内存,64 位,unbuntu14.04LTS 的 PC 机上。与相邻帧差法与传统的混合高斯背景建模方法进行对比。

3.1 实时性

表 1 中给出了文中算法、相邻帧差法、混合高斯算法在处理不同场景视频序列时的单帧平均运行时间(single frame average run time,SFA)。可以明显看出,文中算法处理速度比混合高斯方法快。主要原因在于文中算法采用了基于信息度的分块处理,对不同类型的图像块采用不同的混合高斯模型,对于静态块和运动块可以花费很少的时间建立构建含有更少噪声的背景模型。

表 1 各算法检测时间 ms

不同场景视频序列	相邻帧差法	GMM 算法	文中算法
Intelligent room	28.14	80.28	40.31
Laboratory	28.23	82.34	40.53
Campus	28.64	100.4	48.68

3.2 精准性

文中使用两个标准来评估提出的算法模型。一个是识别率(TPR),另一个是误检率(FPR),公式如下:

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN} \tag{10}$$

$$FPR = \frac{FP}{TN + FP} \tag{11}$$

其中,TP 表示检测到的属于运动物体的像素数量;FN 表示未检测到的属于运动物体的像素数量;TN 表示对实际中属于运动物体的像素数量;FP 表示检测到的作为移动对象的属于背景的像素的错误检测数。

表 2 识别率

不同场景视频序列	相邻帧差法	GMM 算法	文中算法
Intelligent room	0.689	0.773	0.891
Laboratory	0.713	0.769	0.893
Campus	0.698	0.754	0.873

在不同场景下不同算法所对应的 TPR 与 FPR 值分别记录在表 2、表 3 中。从表 2 中可以看出,文中算法相比相邻帧差法、混合高斯算法具有较高的识别率。这主要是因为文中算法对于不同类型的图像块采用不同的混合高斯模型,对于背景块可以除去噪声的干扰,运动块可以加数据洞识别。同时从表 3 可以看出,文

中算法相比相邻帧差法和混合高斯算法还具有较低的误检率。这主要是因为文中算法对于不同类型的图像块采用不同的混合高斯模型,对于背景块与动态块可以在很大程度上除去噪声的干扰。

表 3 误检率

不同场景视频序列	相邻帧差法	GMM 算法	文中算法
Intelligent room	0.103	0.046	0.003
Laboratory	0.097	0.047	0.006
Campus	0.096	0.036	0.002

3.3 有效性

将相邻帧差法、混合高斯模型算法与文中算法模型在不同场景下进行运动目标检测,其检测结果如图 2~4 所示。从实验结果可以看出,文中算法能够较为良好地检测运动目标,消除不明显的阴影干扰,但对于明显阴影的检测可用性没有得到改善。该算法的结果中存在一些空洞。总体而言,该算法的检测可用性优于相邻帧差法与混合高斯模型算法。

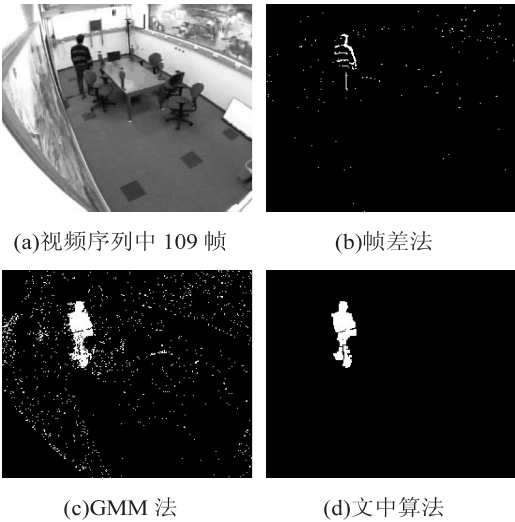


图 2 视频序列“Intelligent room”中第 109 帧

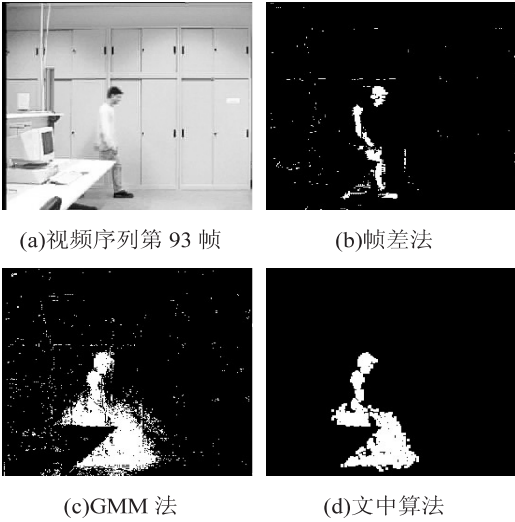


图 3 视频序列“Laboratory”中第 93 帧

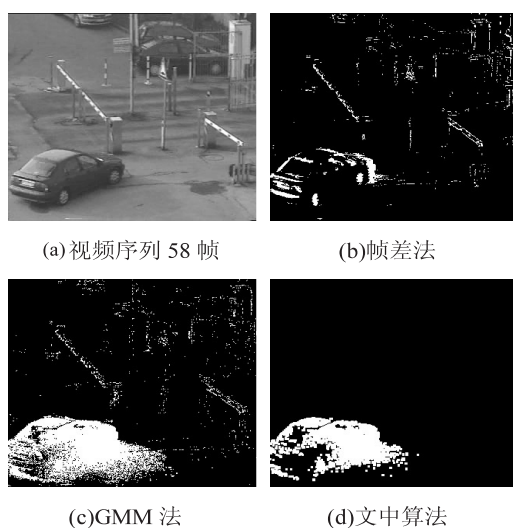


图4 视频序列“Campus”中第58帧

4 结束语

提出了一种基于信息度对图像进行分块的混合高斯模型运动检测算法。相比传统的混合高斯模型运动检测算法,该算法场景中不同区域采用不同的模型构建方法,从而提高运动目标检测算法的性能。对于准运动块及其邻域块的单独处理可以在减少计算资源的情况下采用更多的算法策略提升性能。通过实验参数化比较表明,该算法具有较好的效果。

参考文献:

- [1] SULL S, SRIDHAR B. Runway obstacle detection by controlled spatiotemporal image flow disparity[J]. IEEE Transactions on Robotics & Automation, 1996, 15(3): 537-547.
- [2] LU Haifeng, ZHANG Tianxu. Moving object detection based on segmentation of optical flow field in IR image sequence [C]//International symposium on photoelectronic detection and imaging 2011; advances in infrared imaging and applications. [s. l.]: International Society for Optics and Photonics, 2011: 9879-9891.
- [3] JAIN R, NAGEL H. On the analysis of accumulative difference pictures from image sequences of real world scenes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1979, 1(2): 206-214.
- [4] 于万霞, 杜太行. 基于彩色空间的背景帧差法视频车辆检测[J]. 计算机仿真, 2010, 27(1): 285-287.
- [5] STAUFFER C, GRIMSON W. Adaptive background mixture models for realtime tracking[C]//Proceedings of IEEE international conference on computer vision and pattern recognition. Fort Collins, Colorado, USA; IEEE, 1999: 246-252.
- [6] 王永忠, 梁彦, 潘泉, 等. 基于自适应混合高斯模型的时空背景建模[J]. 自动化学报, 2009, 35(4): 371-378.
- [7] ZHAO Zhenjie, BOUWMANS T, ZHANG Xuebo, et al. A fuzzy background modeling approach for motion detection in dynamic backgrounds [C]//International conference on multimedia and signal processing. [s. l.]: [s. n.], 2012: 177-185.
- [8] 刘万军, 李琳. 基于熵理论改进混合高斯模型的运动目标检测算法[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(7): 2226-2229.
- [9] ZHANG Rui, GONG Weiguo, GRZEDA V, et al. An adaptive learning rate method for improving adaptability of background models[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(12): 1266-1269.
- [10] 高凯亮, 覃团发, 陈跃波, 等. 一种混合高斯背景模型下的像素分类运动目标检测方法[J]. 南京大学学报: 自然科学版, 2011, 47(2): 195-200.
- [11] 李俊韬. 道路交叉口智能化视频监控系统关键技术研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 2007.
- [12] 丁莹. 复杂环境运动目标检测技术及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2014.
- [13] 刘 皞, 赵峰民, 陈望达. 一种基于背景自适应的运动目标检测与跟踪算法[J]. 海军航空工程学院学报, 2012, 27(1): 15-18.
- [14] 曾 艳, 于 濂. 一种新的道路交通背景提取算法及研究[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 593-599.