

基于阴影检测的 HSV 空间自适应背景模型的车辆追踪检测

张 丽 李志能

(浙江大学信息与电子工程系, 杭州 310027)

摘 要 在交通监控中,要进行车辆的检测、车流量统计、实时追踪、车速测定等工作,而如何从复杂的背景中分割运动物体是至关重要的一步,目前采用的典型方法是背景相减方法.为了对运动车辆进行准确快速的检测,在研究了目前存在的各种方法之后,提出了一种新的基于阴影检测的 HSV 空间自适应背景模型的车辆追踪检测算法,并将其应用于运动物体的分割,同时给出了具体的试验结果.该方法之所以不在传统的 RGB 空间实现,而在 HSV 空间实现,因为 HSV 空间可以提供更丰富的颜色信息.运行试验结果表明,该方法准确率高,适应性强,运算速度快,兼具灵活性,能满足实时检测的需要.

关键词 计算机图象处理(520·6040) 交通监控 自适应背景模型 阴影检测 多维高斯分布 HSV 色彩空间
中图法分类号: TP391.41 U491.116 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)07-0778-05

Adaptive HSV Color Background Modeling for Real-time Vehicle Tracking with Shadow Detection in Traffic Surveillance

ZHANG Li, LI Zhi-neng

(Department of Information Science & Electronic Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract Real-time segmentation of moving objects in image sequence is a crucial step in traffic surveillance which include many different sub-modules such as vehicle detection, vehicle statistic, real-time tracking, speed measurement, etc. A typical method is background subtraction. Many background models have been introduced to deal with different problems at present. In the paper, we propose an adaptive HSV color background model with shadow detection to segment moving objects. We propose to operate in the Hue-Saturation-Value (HSV) color space, instead of the traditional RGB space, and show that it provides a better use of the color information, and naturally incorporates gray-level only processing. At each instant, the system constructs three Gauss distribution for a pixel and maintains an updated background model, and a list of occluding regions that can then be tracked. However, problems arise due to shadows. In particular, moving shadows can affect the correct localization, measurements and detection of moving objects. This work aims to present a technique for shadow detection and suppression used in adaptive color background model. The major novelty of the shadow detection technique is the analysis carried out in the HSV color space to improve the accuracy in detecting shadows. The details of the algorithm are outlined and the experimental results are shown and evaluated. The results show that this algorithm combines the advantages of veracity and of runtime, and fit for real time detection.

Keywords Traffic surveillance, Adaptive background model, Shadow detection, Multi-dimensional Gaussian distribution, HSV color space

0 引 言

随着交通状况(如车流量、车速、道路情况)的日

益复杂,智能交通系统(ITS)的应用越来越受到重视.对交通状况的实时监控可以获得许多信息和资料,例如车流量、车速、排队情况等等,这些数据为正确的交通管理策略提供了有力的依据.目前,用于车

辆检测的手段主要有线圈检测、红外传感器检测、雷达检测、视频检测等。由于基于视频的检测系统可以获得连续视频信息,而且通过对运动车辆的分割、检测、实时追踪、统计车流量等一系列视频处理,可以对各种交通参数进行更加合理、有效的分析和汇总,因此其具有无可比拟的可移植性、鲁棒性,正日渐成为这一领域的佼佼者。

对于车辆实时追踪系统 VRTS (Vehicle real-time tracking system) 来说,运动物体的分割是其中关键的一步,而如何进行分割,帧间差分 and 背景差分是比较流行的做法。

帧间差分比较常用的是对连续 3 帧做两两差分 (double difference)^[1],这种方法虽具有很强的自适应性,但是对进行差分的连续帧的选择时机要求较高,而且有赖于运动物体的运动速度,如果运动速度较快,且选取的时间间隔过大,就会造成两帧之间无覆盖区域,从而无法分割出运动物体;而如果运动速度过慢,且选取的时间过小,则会造成过度覆盖,最坏的情况是物体几乎完全重叠,根本检测不到物体。

自适应背景模型属于背景差分的范畴,即先选取一参考帧作为参考图象,再用当前帧和参考图象做差分,如果参考图象选取适当,就能比较准确地分割出运动物体。由此可见,背景差分的关键在于背景模型的自适应更新。有很多种方法考虑到了背景模型的自适应更新的问题,比如基于光流量 (optical flow) 的 S&KB (Statistic & knowledge-based background update) 背景更新算法^[2],这种方法虽考虑到了长时间的、渐变的环境因素,但是由于它只是用简单的中数平均值来更新背景,因而对于一些细小的背景变化,如风的影响,树叶的晃动等没有考虑,而且基于光流量的计算量很大,还会影响系统的实时性效果。

本文提出的方法是基于阴影检测的色度、色彩、灰度,简称 HSV (Hue, Saturation, Value) 空间的自适应背景模型,具体流程框图如图 1 所示,即当有新的帧进入模块时,则首先进行 RGB 到 HSV 空间的转换;然后就会用当前帧和已建立的背景模型来进行逐个像素点的比较;接着通过一定的判断准则来判断当前像素是背景还是运动物体,如果是背景,则用当前点通过更新算法去更新背景,如果不是背景,则分割出运动物体;最后经过下一判断来检测出阴影,并在运动物体中去除阴影,这样就将不带阴影的运动物体分割出来,以用于后续的车辆识别、追踪等环节。

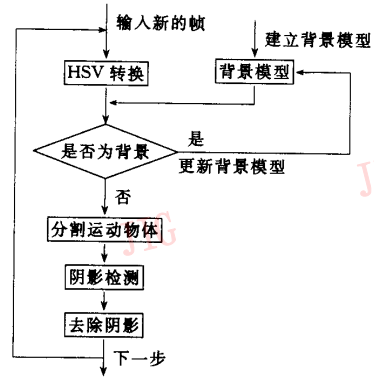


图 1 自适应背景模型流程

之所以采用基于 HSV 空间的带有阴影检测的自适应背景模型,因为其对于处理各种环境变化都有着很强的自适应性,且应用于 VRTS 中也具有很好的效果。

1 自适应的 HSV 空间背景模型

1.1 模型建立

由于背景是随时间渐变的,而且在一定时间内差别不是很大,因此可考虑对参考帧的每一个像素利用高斯模型建模,即每一像素点都认为服从均值 μ 和标准方差 σ 的分布,且每一点的高斯分布是独立的。现在很多的摄像系统都是基于 RGB 空间的,但由于受摄像头造成的一些高亮度比、阴影等因素的影响,致使 RGB 空间在描述物体的色彩和计算处理方面,效果不是很好。若采用另一种色彩模型,即采用 HSV 彩色系统^[3]来从彩色 (H, S) 中分离出灰度 (V),则可以将灰度和彩色有效地区分出来,并能更加全面地考虑到彩色 (Chrominance) 的作用。

考虑到背景环境是一个时间渐变的过程,因此可把对每一个点的建模过程称之为“像素处理”。这样,每一个像素处理都是一系列在相应时间内(从起始时间到当前时间)的该点像素值的集合,即在任意时间 t , 像素点 (i, j) 的值应该是以时间为轴的像素点集合中的一个,可由下式表示

$$I = \{X_1, \dots, X_t\} = \{I(i, j, k)\}$$

$$1 \leq k \leq t; i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, I 表示这一个图象序列,也就是这个图象序列集合, k 表示第 k 帧, (i, j) 表示该像素点的坐标。

那么从时间轴上看,这些点的集合符合高斯分

布,即

$$P(X_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

$$x \in \{I(i, j, k), i = 1, 2, \dots, M;$$

$$j = 1, 2, \dots, N, k = 1, 2, \dots, t\} \quad (2)$$

具体到每一个点的像素值的表示来说,每一个像素点 $B(i, j)$ 都可表示成色度(H)、色彩(S)、灰度(V)3个分量 $H(i, j), S(i, j), V(i, j)$ 的合成矢量,而第 k 帧图象的每一个分量分别用均值 μ_k 和标准方差 σ_k 表示. 虽然用 H, S, V 3个分量来表示像素点,要经过 RGB 到 HSV 的转换,会耗费一定的计算资源和时间,但经研究发现,总体处理时间还是在允许范围内的,而处理效果要好得多.

刚开始建立模型时,由于每一点的分布是未知的,因此初始化时,可用第1帧该像素点的值作为均值 μ , 而将标准方差设为0. 事实上,因为实际的背景模型是通过学习每一个新的帧,并进行更新来得到的,所以该方法不但考虑了实际环境中的偶然性,也兼顾了长时间的统计特性.

1.2 背景的判断

当有新的帧到来时,都会先用已建立的模型去拟合,凡符合背景判据的点即认为是背景,并用后续的背景更新算法去更新背景,然后再通过每点像素的灰度和彩色信息来判断该点是背景还是前景(即运动物体). 一个新帧中每个像素点的 H, S, V 值,如果处在均值 μ 的 σ 之间,则该点视为背景,否则为前景. 但并不是 H, S, V 这3个值都会作为判断的参数,因为对一幅由一固定参数的摄像机,在普通光照条件下,拍摄所得的图象,这3个分量并不总是有用的,也就是说,由于 V 表示一幅图象的灰度,不管是彩色还是非彩色的情况下,它都反映出图象的有用信息,所以总是会被当作判断的有效参数;而表示颜色的 H, S 两个分量,情况就不同了:当色彩 S 低于某一阈值时,该图应该说是非彩色的,则色度 H 就变得没有用处了,而且由色彩 S 反映的该图象的色彩精确度也会随着灰度 V 的降低而随之降低,因此, S 是用来判断该帧是彩色还是非彩色的量;而 V 不管在何种情况下都是判断背景、前景的一个重要参数,只有在部分情况下才会考虑 H 分量.

通过以上分析,本文提出的算法不但考虑到了上述情况,并且针对每一种情况还做了相应的判断,算法如下:

设 $H_{\text{model}}, S_{\text{model}}, V_{\text{model}}$ 表示当前模型上某一像素

点的色度(H)、色彩(S)、灰度(V)的3个分量, $H_{\text{new}}, S_{\text{new}}, V_{\text{new}}$ 表示新一帧相应像素点的色度、色彩、灰度值, S_T 表示色彩的阈值, σ 表示当前模型的标准方差,对应分量 H, S, V 各自的标准方差值.

定义:

$$S' = \frac{S}{V} \quad (3)$$

根据上述讨论,按照表1的不同环境条件来考察对应像素点的3个分量,同时设置4种判断条件,凡是符合表1中4种情况下的任一条件,皆认为是背景.

表1 环境条件分类及相应的判断条件

环境条件分类	判断条件
(1) $S_{\text{model}} < S_T$ && $S_{\text{new}} < S_T$	检验 $ V_{\text{new}} - V_{\text{model}} \leq \sigma$
(2) $S_{\text{model}} < S_T$ && $S_{\text{new}} > S_T$	检验 $ V_{\text{new}} - V_{\text{model}} \leq \sigma$ && $ S_{\text{new}} - S'_{\text{model}} \leq \sigma$
(3) $S_{\text{model}} > S_T$ && $S_{\text{new}} < S_T$	检验 $ V_{\text{new}} - V_{\text{model}} \leq \sigma$ && $ S_{\text{new}} - S_{\text{model}} \leq \sigma$
(4) $S_{\text{model}} > S_T$ && $S_{\text{new}} > S_T$	检验 $ V_{\text{new}} - V_{\text{model}} \leq \sigma$ && $ S_{\text{new}} \times \cos(H_{\text{new}} - H_{\text{model}}) - S_{\text{model}} \leq \sigma$ && $ H_{\text{new}} - H_{\text{model}} \leq \sigma$

1.3 背景更新

背景检测之后,对于被判断为背景的点,再依照下述规则^[3]更新背景模型,而不匹配的点仍保持原来的值.

$$\mu \leftarrow (1 - \alpha)\mu + x \quad (4)$$

$$\sigma^2 \leftarrow \max(\sigma_{\text{min}}^2, (1 - \alpha)\sigma^2 + \alpha(x - \mu)^2) \quad (5)$$

其中, α 表示模型的学习率; σ_{min} 表示噪声的阈值; x 表示新帧像素值,分别对应 H, S, V 3个分量的值.

由此可见,由于背景模型的更新并不完全取决于当前像素点的值,而且与以前帧具有相关性,因此背景模型可以在长时间内保持相对稳定. 本文提出的方法既有效地避免了一些背景的突发现象,如背景中突然出现一些原先背景中没有的东西,同时也考虑了噪声对背景的影响. 这些正是该算法的优势所在.

1.4 阴影检测

通过观察发现,因为运动物体造成的阴影会随着物体的运动而运动,所以,经过上述方法分割出的运动物体,在大部分情况下是存在阴影影响的,这样就会使分割出来的运动物体面积比实际的大,甚至有可能造成两个分割后的物体区域粘连在一起,若以此作为后续工作的依据,则势必会造成误差,甚至错误. 但许多类似的系统^[4~6]都没有考虑去除阴影的影响,之所以这些系统没能从运动的物体中区分出运动的阴影,主要是因为没有用标志来区分它所建的高斯分布中阴影像素点的缘故.

本系统的另一个关键的算法是基于 HSV 空间的阴影检测算法,之所以考虑在 HSV 空间进行,是因为 HSV 空间不仅可以更接近人的色觉反映,而且能更精确地反映一些灰度信息和色彩信息,特别对于图象中极亮和极暗的物体也能很好地反应出相应的信息.经过上述处理步骤之后,就已经将图象的像素分成两部分:一是背景,一是运动物体.这里的运动物体是包括阴影的,如何区分阴影和背景,通常是将阴影的像素值同背景的该点像素值相比较,如果其包含的相应色彩值和灰度值都在一定的阈值之下,那么就认为该点是阴影.具体算法^[7]如下:

$$S(i, j) = \begin{cases} 1 & \beta \leq \frac{V_{\text{new}}(i, j)}{V_{\text{model}}(i, j)} \leq \gamma \ \&\& \\ & (S_{\text{new}}(i, j) - S_{\text{model}}(i, j)) \leq T_s \ \&\& \\ & |H_{\text{new}}(i, j) - H_{\text{model}}(i, j)| \leq T_H \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (6)$$

式中, T_s, T_H 分别表示色彩、色度分量的阈值.

因为阴影点的 V 值通常总是小于非阴影相应

点的 V 值,所以 γ 取值小于 1,而 β 则考虑了当前光线的强弱,通常光线越强,太阳高度越高(如中午), β 值就取得越小.对于 S 来说,阴影通常具有比较低的值,而且,阴影同背景模型的差异往往为负值;之所以考虑 H ,只是想得到一个更好的处理效果. T_s, T_H 的选取可通过试验来确定.

1.5 试验

笔者研制的系统运行在 P III 700 的 PC 上,对连续 500 帧 192×144 pixels 的图象序列进行处理.其中, α 取 0.6, σ_{min} 取 10; S_T 取 100; β, γ 取 0.5 和 0.6; T_s, T_H 分别取 6 和 1,处理结果如图 2 所示.处理速度达到每秒 10~12 帧,表 2 给出了该算法主要步骤的处理时间.对运动物体像素的分割准确率达到约 96.7%,基本实现了实时、准确、有效的处理.从图 2 可以看出,对运动物体包括行人也能分割出来,不过在系统后续的认识模块中,会去除行人的影响,只识别出车辆.

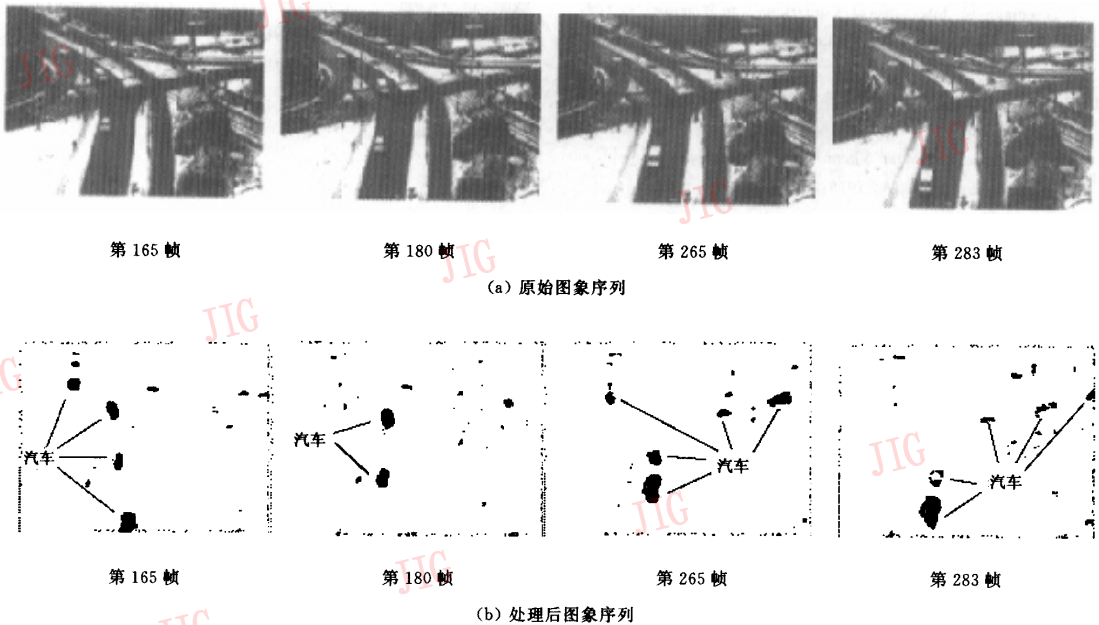


图 2 处理前后对比图

表 2 各步骤处理时间

每一帧处理步骤名称	所需时间(ms)
RGB 到 HSV 空间转换	40~50
运动物体分割	30~40
阴影检测	10~20
其他	8~10
总体时间	90~120

2 结 论

由试验结果可以看出,用于车辆追踪检测的多维高斯分布自适应背景模型方法,易于实现运动物

体的分割及阴影检测,而且数学模型简单,运算速度快,能满足实时高速行驶车辆的检测和追踪的要求,具有很高的实用价值.该系统不仅可以应用于道口、岔口、多车道、大区域的实时交通监测中,用来代替传统的地感线圈检测器,而且还能进行车辆的追踪、车速测定、车流量统计等其他应用.由此可见,该系统在交通监控领域具有广阔的应用前景.

参考文献

- 1 Kameda Yoshinari. Minoh michihiko a human motion estimation method using 3-successive video frames[A]. In: Proceedings of International Conference on Virtual Systems and Multimedia [C], Gifu, Japan, 1996:135~140.
- 2 Cucchiara R, Grana C, Piccardi M *et al.* Statistic and knowledge-based moving object detection in traffic scenes[A]. In: Proceedings of the 3rd IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems [C], Dearborn, Indiana, USA; IEEE Computer Society Press, 2000:27~32.
- 3 François A R J, Medioni G G. Adaptive color background modeling for real-time segmentation of video streams[A]. In: Proceedings of International Conference on Imaging Science, Systems, and Technology[C], Las Vegas, NA, USA, 1999:227~232.
- 4 Grimson W E L, Stauffer C, Romano R *et al.* Using adaptive tracking to classify and monitor activities in a site [A]. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Santa Barbara, CA, USA, 1998:22~29.

- 5 Stauffer C, Grimson W E L. Adaptive background mixture models for real-time tracking[A]. In: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Fort Collins, Colorado, USA, 1999:2246~2252.
- 6 Stauffer C, Grimson W E L. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747~757.
- 7 Cucchiara R, Grana C, Piccardi M *et al.* Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information [A]. In: Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems Conference [C], Oakland, CA, USA, 2001:334~339.



张丽 1975年生,1997年毕业于长春光机学院,现为浙江大学信息与电子工程系硕士研究生.主要从事图象处理、计算机视觉的研究.



李志能 1939年生,浙江大学信息与电子工程系教授,博士生导师.主要从事光电信息处理方面的教学与科学研究.