

交通场景中车辆 视觉检测技术的研究

王春波 许晓鸣 张卫东

(上海交通大学自动化系 上海 200030)

摘要 本文提出了一种在固定的交通场景中检测行驶车辆的方法, 利用递归高阶统计的方法从噪声图像中提取变化区域, 然后用形态滤波修正检测结果, 最后给出了利用检测结果识别车型的方法.

关键词 车辆检测, 高阶统计, 形态滤波

1 引言

基于计算机视觉的交通流监控是当前研究的热点问题, 车辆检测是实现视觉监控的第一步, 通常采用运动分割中的两种方法: 光流法和帧差法. 光流分割的精确性依赖于估算的光流场的精确性. 在运动目标的边界以及纹理较弱的区域, 光流计算的结果通常误差较大. P. Bouthemy^[1]采用了一种同时分割和估算的 MAP 方法来解决这一问题, 在 MAP 形式下, 运动估算和分割的过程可以转化为一个优化求解的问题. 光流法的计算量通常较大. 为满足实时性要求, 交通监控中通常采用基于时空图像亮度和梯度信息的帧差法. 帧差法常见的形式是计算帧间图像像素间的偏差, 再通过阈值来找出运动的区域^[2,3]. 帧差的结果一般需要进一步加以修正, 才能接近物体的实际轮廓^[3,4].

由于观测噪声的影响, 简单的帧差法通常不能得到正确的结果. 本文采用了高阶统计的方法检测车辆, 并说明了如何利用检测的结果, 采用基于模型的方法识别车型. 算法具有较好的实时性, 检测结果可作为高层交通管理和车辆控制的基础.

2 主要结果

2.1 变化检测

高阶统计方法能够较好地从小信号中提取非高斯信号, 这一特性被许多学者用在运动估计和运动分割中. 物体运动、观察噪声等都会引起图像亮度的变化. 物体运动造成的亮度变化包含着结构信息, 其统计行为不同于高斯分布. 而摄像机扰动, 光照条件和背景纹理的缓慢变化等对亮度的影响都可看作高斯噪声. 因此, 高阶统计方法可以用来解决变化检测问题. 高阶统计方法的形式有多种, 我们采用了 Amblared^[5]等人提出的递归高阶统计方法, 与传统方法相比, 该方法能够更好地利用帧间冗余度来减小噪声的影响. 下面研究如何从帧间差分中检测出变化区域. 设 $f(i, j, k)$ 、 $f(i, j, k-1)$ 为连续的两帧图像, 帧间差分

$$d(i, j, k) = f(i, j, k) - f(i, j, k-1) \quad (1)$$

由文献[6]可以导出递归高阶统计的形式如下

$$J_{42k} = \frac{N_w \cdot \sum_{[i,j] \in w} d_{[i,j]}^4}{\sum_{[i,j] \in w} d_{[i,j]}^2} - 3 \cdot \hat{E}_{k-1} \{d_{[i,j]}^2\} \quad (2)$$

其中, w 为一个 3×3 的窗口, N_w 为窗口内的像素数.

$$\hat{E}_k \{d_{[i,j]}^2\} = \hat{E}_{k-1} \{d_{[i,j]}^2\} + \mu \left[\frac{1}{N_w} \sum_{[i,j] \in w} d_{[i,j]}^2 - \hat{E}_{k-1} \{d_{[i,j]}^2\} \right] \quad (3)$$

μ 为遗忘因子, 以适应图像变化的快慢程度. 式 (2) 和 (3) 给出的多帧递归的形式, 对于初始的两帧形式如下, (4) 式也适用于仅用两帧统计的情况.

$$J_{41k} = \frac{\sum_{[i,j] \in w} d_{[i,j]}^4}{\sum_{[i,j] \in w} d_{[i,j]}^2} - 3 \cdot \frac{1}{N_w} \sum_{[i,j] \in w} d_{[i,j]}^2 \quad (4)$$

噪声方差 $\hat{\sigma}_{0d}^2$ 为

$$\hat{\sigma}_{0d}^2 = \frac{1}{N_s} \sum_{(i,j) \in S} [d(i,j) - \hat{m}_d]^2, \quad \hat{m}_d = \frac{1}{N_s} \sum_{(i,j) \in S} d(i,j) \quad (5)$$

其中 N_s 为静止区域中的像素数. 我们可以通过阈值法来判断像素点是否属于 N_s . 这个阈值 T 可以通过灰度共生矩阵法来确定^[7], 灰度共生矩阵的阈值选择法考虑到了边界区域的平均对比度和区域内部的连通性. 这种性质可以通过下面两个增益函数来表示 (设图像的大小为 $M \times N$, 灰度级为 L):

$$f_{AC}(t) = \frac{\sum_{l_1=0}^t \sum_{l_2=t+1}^{L-1} (l_1 - l_2)^2 C(l_1, l_2)}{\sum_{l_1=0}^t \sum_{l_2=t+1}^{L-1} C(l_1, l_2)} + \frac{\sum_{l_1=t+1}^{L-1} \sum_{l_2=0}^t (l_1 - l_2)^2 C(l_1, l_2)}{\sum_{l_1=t+1}^{L-1} \sum_{l_2=0}^t C(l_1, l_2)} \quad (6)$$

$$f_{SC}(t) = \frac{\min\{\sum_{l_1=0}^t \sum_{l_2=0}^t C(l_1, l_2), \sum_{l_1=t+1}^{L-1} \sum_{l_2=t+1}^{L-1} C(l_1, l_2)\}}{\sum_{l_1=0}^t \sum_{l_2=t+1}^{L-1} C(l_1, l_2) + \sum_{l_1=t+1}^{L-1} \sum_{l_2=0}^t C(l_1, l_2)} \quad (7)$$

其中 $C(l_1, l_2)$ 为 $|d(i, j, k)|$ 的水平 and 垂直共生矩阵的平均值

$$C(l_1, l_2) = \frac{1}{4} [C_0(l_1, l_2) + C_{\pi/2}(l_1, l_2) + C_{\pi}(l_1, l_2) + C_{3\pi/2}(l_1, l_2)] \quad (8)$$

$$C_{\varphi}(l_1, l_2) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \delta(|d(i, j)| - l_1, |d(i - \sin \varphi, j + \cos \varphi)| - l_2) \quad (9)$$

其中 $\varphi = 0, \pi/2, \pi, (3/2)\pi$

由以上结果, 阈值 T 可以根据下面的准则来确定

$$T = \arg \left\{ \max_{t=0, \dots, L-1} \{f_{AC}(t) [f_{SC}(t)]^3\} \right\} \quad (10)$$

我们通过下式从背景中提取运动区域

$$J_{42k} < c(\hat{\sigma}_{0d}^2)^2 \in H_0, J_{42k} > c(\hat{\sigma}_{0d}^2)^2 \in H_1 \quad (11)$$

H_0 表示静止背景区域, H_1 表示变化区域. 常量 c 可以通过实验确定, 对同一序列来说可以取为常量.

2.2 形态滤波修正

为减小噪声的影响, 我们采用形态滤波中的开运算和闭运算对检测的结果进行处理, 并删除掉那些面积较小的区域. 由于观测噪声、孔径效应以及透明现象等的影响, 变化检测的结果一般只能给出运动物体的粗略轮廓. 采用形态滤波可以填充检测结果中, 由于孔径效应造成的运动区域内部的空洞, 并对边缘起到平滑作用.

最后的检测结果如图 2、3 所示. 图 2、3 中左边为原图像, 右边为检测的结果. 由图 3 可以看出, 本文的方法不仅能检测出运动的车辆, 也能检测出行人和骑自行车的人.

2.3 车型识别

以上得到的检测结果很容易用来进行车辆的分类和识别. 我们可以象文献[8]中那样定义一个代表不同类型车辆的三维参数几何模型, 不同的车辆模型可以通过改变组成模型的长度参数来描述. 由于我们已经分割出了代表车辆的连通区域, 在定义了车辆模型后, 可以很容易地利用连通区域内的边缘信息与车辆模型匹配, 获得车型信息. 我们可以采用文献[9]中的模型匹配的方法来识别车型. 在此基础上, 还可进一步获得通过时间信息. 在一段公路的两端分别安装摄像机, 将在一端检测到的车辆的边缘特征作为模板, 用该模板和在公路的另一端检测到的车辆的边缘匹配, 就可以得到这段公路的通过时间信息.



图 2 序列 1 的检测结果

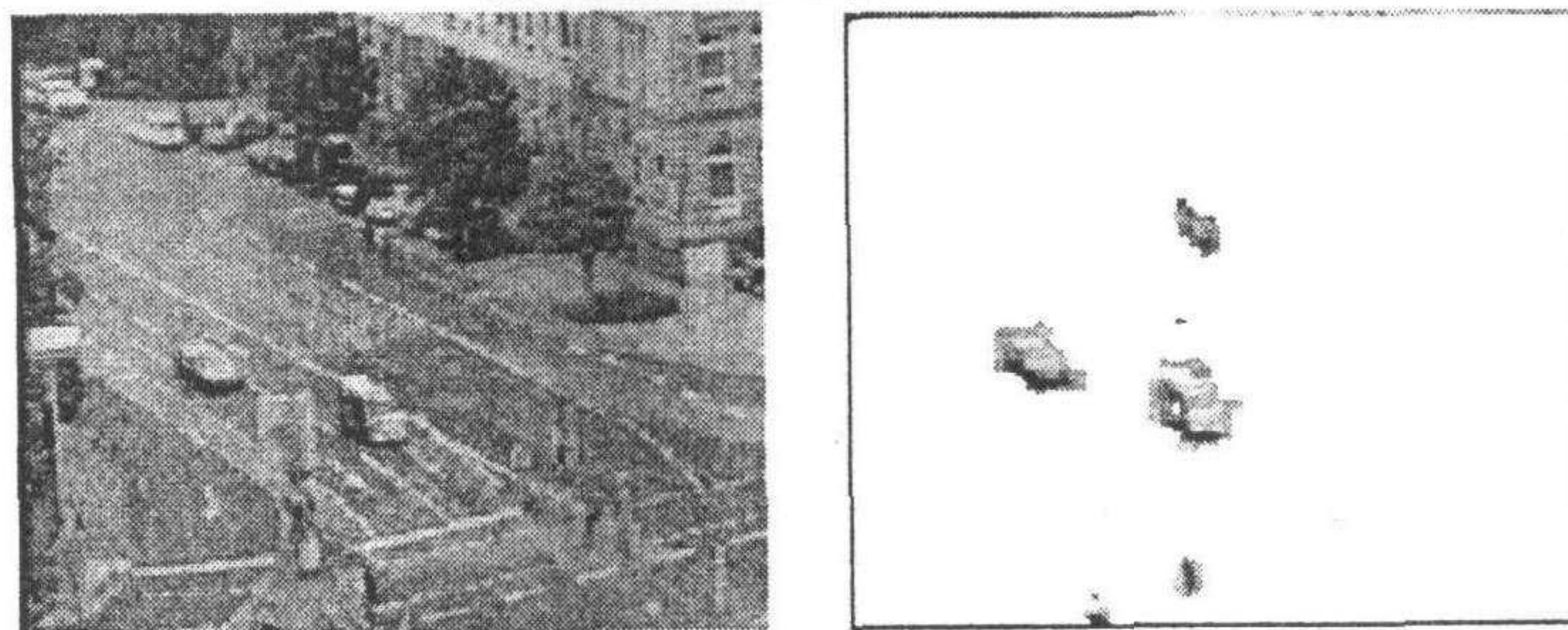


图 3 序列 2 的检测结果

3 结论

本文给出了一种利用高阶统计检测公路上行驶车辆的方法, 所给方法计算量较小, 可用于多车的场合. 并论述了如何用模型匹配的方法识别车型. 本文的结果可以很容易地和其它模块结合, 获得车型、通过时间、车流量等交通参数.

参 考 文 献

1. Bouthemy P, Francois E Motion segmentation and qualitative dynamic scene analysis from an image sequence. *International Journal of Computer Vision*, 1993, 10(2): 157-182
2. Foresti G, Murino V and Regazzoni C. Vehicle recognition and tracking from road image sequences. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1999, 48(1): 301-317
3. Gil S, Milanese R. and Pun T. Comparing features for target tracking in traffic scenes. *Pattern Recognition*, 1996, 19(8): 1285-1296
4. Bouthemy P, Lalande P. Recovery of moving object masks in an image sequence using local spatiotemporal contextual information. *Optical Engineering*, 1993, 32(6): 1205-1212
5. Amblard P O, Brossier J M Adaptive estimation of the fourth-order cumulant of white stochastic process. *Signal Processing*, 1995, 42(1) 37-44
6. Sayrol E, Gasull A. Motion estimation using higher order statistics. *IEEE Transaction on Image Processing*, 1996, 5(6): 1077-1083
7. Chanda B, Majumder D D A note on the use of the greylevel co-occurrence matrix in threshold selection *Signal Processing*, 1988, 15(2): 149-167
8. Koller D, Daniilidis K and Nagel H. Model-based object tracking in monocular image sequences of road traffic scenes. *International Journal of Computer Vision*, 1993, 10(3): 257-281
9. Tan T, Sullivan G and Baker K. Recognizing objects on the ground-plane. *Image and Vision Computing*, 1994, 12(3): 165-172

王春波 男, 1972年生. 上海交通大学自动化系博士生. 主要研究方向为图像通信、图像监控等.

许晓鸣 男, 1957年生. 现为上海交通大学教授、博士生导师. 主要研究方向为智能控制、图像处理、复杂系统控制等.

张卫东 男, 1967年生. 现为上海交通大学教授、硕士生导师. 主要研究方向为智能控制、图像处理、流程工业自动化等方面的研究.