

一种新的随机游走多车辆检测算法

郭 丽 高立群 刘 濛 片兆宇

(东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘 要 针对交通视频序列中的多车辆检测问题, 提出了基于边缘检测的随机游走算法对多车辆视频进行精确车辆检测。首先利用背景差分结合边缘信息来检测运动车辆区域, 针对粘连车辆问题提出了利用检测车辆区域的骨架结构自动完成有效的标记点的提取, 把像素标记点作为随机游走算法中目标的种子点; 利用种子点对多车辆进行随机游走分割, 实现车辆自动检测。

关键词 随机游走 背景差分 Canny 算子 骨架 车辆检测

中图法分类号: TP301.6 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)03-392-05

A New Automatic Multiple Vehicle Detection Algorithm Based on Random Walk

GUO Li, GAO Liqun, LIU Meng, PIAN Zhaoyu

(College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004)

Abstract In the light of the detection of multiple vehicles in the traffic video sequence the paper presents an edge detection based random walk algorithm for accurately detecting and segmenting the multiple vehicles in the video. First, the regions of the moving vehicles are detected by the background differences and the edge information, and the skeleton structures are extracted from the detected vehicle regions. Secondly, the effective pixel markers, which are obtained from the skeleton structures, are taken as the object seeds in the random walk algorithm. Finally, the automatic detection of the vehicles is realized by using seeds to segment multiple vehicles in a random walk way.

Keywords random walk, background difference, Canny, skeleton, vehicle detection

0 引 言

基于视频的车辆检测的准确性受环境影响很大, 在复杂交通场景监视中, 由于阴影或者遮挡造成图像中多个车辆区域相互粘连, 以及单车辆检测出多运动区域, 这些问题都给车辆的正确检测带来了很大的困难^[1]。

交互式分割作为图像分割领域的有效方法, 结合人为提供的信息准确提取目标的轮廓, 近几年, 有效地应用到运动目标检测方面^[2-3]。交互式算法能

有效精确分割感兴趣区域^[4-5], 但它的交互式操作需要人为参与, 增加了操作的时间, 对于实时性高的处理领域不能广泛地应用。本文方法利用背景差分和随机游走分割方法实现多车辆检测, 实现了自动标记目标区域, 有效分割运动车辆, 解决了交互式分割带来的速度慢问题。背景差分方法的优势在于可以直接得到前景区域, 但是它对光照变化比较敏感。而边缘特征对光照变化不敏感, 对局部的突然光照变化具有很好的鲁棒性。为解决车辆粘连情况, 首先利用背景差分方法并结合边缘信息来检测运动车辆。然后利用形态学方法求取其骨架结构, 从骨架

收稿日期: 2008-09-25 改回日期: 2008-12-26

第一作者简介: 郭 丽 (1979—), 女, 2009 年 3 月于东北大学获模式识别与智能系统专业博士学位。主要研究方向图像处理。

Email: gk6290@126.com

结构中取一些有效的骨架标记点, 把求出的骨架标记作为随机游走方法中目标的标记点。利用标记点对多车辆进行随机游走分割, 实现了多车辆准确检测。从实验结果可以看出, 本文方法解决由于阴影使车辆粘连的情况下的车辆检测, 可以获得精确的检测结果。

1 随机游走算法

Grady提出了一种基于随机游走理论的交互式图像分割方法^[6]。通过选择种子点、建立权函数、求解 Dirichlet 问题等交互地完成运动对象的分割。随机游走算法能够完成运动对象的交互式分割, 获取精确的对象模板, 为后续的检测、自动分割及进一步处理做好准备。

首先把图像构建成一个加权图 $G = (V, e, \omega)$, 把每个像素看做图中的节点 V , 对图进行灰度值的边加权, 其边为 e 权值为 W 。将图像的亮度映射为网格图中的边缘权。使用典型的高斯权函数, 如式 (1) 所示。这里 g_i 表示像素 i 的亮度, β 是这个算法中唯一的自由参数。

$$W_{ij} = e^{-\beta(g_i - g_j)^2 - (h_i - h_j)^2} \quad (1)$$

交互地标记 k 种感兴趣区域, 即准备分割 k 个目标; 设定种子节点记为 V_M (标记点), 其他节点记为 V_U (未标记点), 那么 $V_M \cup V_U = V$ 和 $V_M \cap V_U = \emptyset$ 。

随机游走第 1 次到达一个种子点的概率正好等于种子点边值条件下的 Dirichlet 问题的解^[7]。设定变量 $X = [1, 2, \dots, k]$ 为标记点向量, s 为 X 中任意标记点值, 即 $s \in X$, 则令 x_i^s 为未标记节点 v_i 第 1 次到达标记节点 v_j 标记为 s 的概率, 其中 $v_i \in V_U$ 和 $v_j \in V_M$ 。节点 v_i 的度为 $d_i = \sum W_{ij}$ 表示节点 v_i 上所有的边权值之和。设定 $L_{v_i v_j}$ 拉普拉斯矩阵定义如下:

$$L_{v_i v_j} = \begin{cases} d_{v_i} & \text{如果 } i = j \\ -\omega_{ij} & \text{如果 } v_i \text{ 和 } v_j \text{ 是相邻的节点} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

将 $L_{v_i v_j}$ 拉普拉斯矩阵分块为标记区域块和非标记区域块,

$$L = \begin{bmatrix} L_M & B \\ B^T & L_U \end{bmatrix} \quad (3)$$

设定变量 m_j^s , 对于固定的 s 标记, 如果节点 v_j 标记为 s 则 $m_j^s = 1$, 否则 $m_j^s = 0$ 。

文献 [7] 给出, 求解 Dirichlet 问题可以通过解下面的方程得出概率值,

$$L_U x^s = -B m^s \quad (4)$$

求解给每个节点 $v_i \in V_U$ 达到 k 组种子点的概率 x_i^s , 并把该标记归并到概率最大值所对应的种子点类别, 图像分割就是根据最大概率 $\max_{s \in \{1, \dots, k\}} x_i^s$ 对每个未标记节点进行标记, 获得分割结果。

随机游走分割精确, 然而在智能车辆检测系统中, 不可能加入手动标记种子点的操作, 本文基于该点提出了利用背景差分和边缘算法检测运动区域提取种子点, 完成了自动标记随机游走的种子点的步骤。

2 提取运动区域

基于视频的车辆检测方法的准确性受环境因素影响很大, 其中车辆的运动阴影会使相邻车辆在检测过程中粘连在一起造成误检测。为了克服重叠和阴影造成的影响, 在采用背景差分和基于边缘检测方法的基础上, 提出了一种精确的随机游走运动车辆检测策略, 利用提取的运动车辆粗略区域来提取骨架结构, 把该骨架结构作为随机游走运动车辆标记点, 最后利用随机游走算法对运动车辆进行精确轮廓检测。

本文采用中值滤波的方法来获取背景图像。首先获取视频的前 N 帧构建初始背景, 对图像中的每一个像素, 求取 N 个像素的中值作为初始背景图像中对应位置处的像素值。同时, 采用一阶 Kalman 滤波模型来更新背景, 使其具有一定的自适应性和鲁棒性。获得背景图像之后, 将当前帧与背景图像差分, 得到运动车辆区域图像。检测图像一般将运动目标及其阴影作为一体分割出来, 从而影响了检测的准确性。在背景的纹理信息不复杂的情况下, 阴影内部的边缘较少, 边缘信息主要集中在外轮廓位置。这里利用一种基于背景差分和边缘的阴影消除算法, 该算法不用建立数学模型, 与光源照射角度无关, 能消除目标各个方向的阴影。如图 1(b) 所示为 Canny 算子检测的边缘图像, 可以从图中看出阴影部分由于纹理信息不复杂, 阴影内部基本没有边缘点, 利用边缘信息有效去除阴影部分。本文对当前帧进行 Canny 边缘检测与更新的背景图像的 Canny 边缘检测图像做差, 获得运动车辆的边缘信息。再与背景差分获得的运动区域进行“与”操作,

然后利用形态学方法获得完整的运动区域。



图 1 运动区域提取

Fig 1 Detection of the moving area

如图 1 所示, 图 1(a)为检测视频中的某一帧图像, 图 1(b)为 Canny 算子检测的边缘图像, 可以看出运动车辆的阴影只在轮廓上有边缘点, 阴影内部没有边缘点. 本文主要检测公路路面的车辆, 没有复杂的背景, 因此选用边缘检测方法去除阴影; 图 1(c)为利用背景差分方法检测的运动车辆, 阴影部分把车辆粘连, 把两辆车检测为同一运动车辆; 图 1(d)为本文算法提取运动车辆区域, 可以看出本文方法可以把每个车的运动区域检测出来, 不受阴影区域的影响。

采用背景差法并结合 Canny 边缘信息来检测车辆, 将运动物体边缘图像与背景差图像进行逻辑“与”得到运动区域, 然后利用形态学的方法去除孤立的噪声就可以获得比较完整的前景目标。

3 多车辆分割处理

由于随机游走是对每个未标记点随机游走到标

记点的最大概率值进行分割, 本文利用对现有的骨架结构进行有效标记点提取, 完成运动车辆的有效标记点提取。

3.1 骨架标记点提取

通过上面的预处理, 获得比较完整的运动目标区域. 再对检测到的运动物体进行骨架提取, 从骨架结构中取一些有效的骨架标记点, 把这些标记骨架点作为随机游走的目标标记, 最后利用随机游走进行车辆分割. 实现了对运动车辆自动分割的结果。

Pflatz 和 Rosenfeld 把骨架定义为带状图像内最大内切圆盘的圆心的集合, 在欧氏二值图像的内部任意给定一点, 以该点为圆心存在一个最大的圆盘, 其整个圆盘都在图像的内部, 且至少在两点与目标边界相切, 则该点便是骨架上的点^[8]。

令 $S_n(A)$ 代表 A 的骨架, 数字骨架可以从形态学的角度给定义, 对于 $n = 0, 1, 2, \dots, K$ 定义骨架子集 $S_n(A)$ 为图像 A 内所有最大内切圆盘 nB 的圆心构成的集合, 从骨架定义可知, 骨架是所有骨架子集的并. 它可以表示为

$$s(A) = \bigcup_{n=0}^K S_n(A) \tag{5}$$

式中, $S_n(A)$ 称为骨架子集, 可写成

$$S_n(A) = (A \ominus nB) - [-(A \ominus nB) \cdot B] \tag{6}$$

式中, B 是结构元素, $(A \ominus nB)$ 代表连续 n 次用 B 对 A 腐蚀, 即

$$A \ominus nB = (\dots(A \ominus B) \ominus B) \dots \ominus B \tag{7}$$

式中, K 代表将 A 腐蚀成空集前的最后 1 次迭代, 即

$$K = \max\{n \mid (A \ominus nB) \neq \emptyset\} \tag{8}$$

骨架结构进行提取后, 对连通的骨架进行标记分类, 每个连通的骨架结构为同一车辆的标记符号, 然后对骨架结构进行有效标记点提取. 由于骨架结构是单像素连通区域, 利用寻找骨架结构像素点的八邻域内有一个像素为骨架结构点和 3 个像素为骨架结构点的骨架点为有效骨架结构标记点. 如图 2 所示为有效骨架标记点示意图. 即寻找的有效骨架标记点记为端点和分叉点。

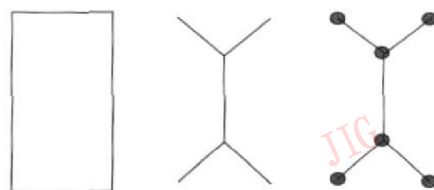


图 2 骨架有效标记点提取

Fig 2 Extraction for seed

依据求得骨架结构为单像素连通条件, 对该骨架结构进行分类和有效点提取。该操作步骤如下:
 $s \in X$,

1) 对图像进行扫描, 找到第 1 个为 1 的像素点并设新目标标记 s

2) 对该像素进行八邻域寻找, 找到邻域为 1 的像素, 对该像素进行同上标记 s

3) 判断该像素的八邻域有一个像素为 1 或者有 3 个像素为 1 如果满足条件则把该像素放入堆栈中;

4) 直到所有像素扫描结束。把堆栈中有相同标记的像素作为一辆运动车辆的骨架标记点。

图 3 给出了利用上述方法给出的运动车辆提取有效骨架标记的实验图。图 3(b) 所示为通过背景差分 and 边缘检测的运动车辆检测获得的骨架结构。由于提取骨架结构的标记点为单像素, 图 3(c) 给出了提取有效骨架标记点的放大点, 从图中可以看出利用本文方法提取的骨架有效标记点都在运动车体内部。



图 3 有效骨架标记点提取

Fig 3 Extraction the seeds

3.2 随机游走算法实现多车辆检测

随机游走的主要思想是通过用户设定一组种子点。对其余的像素利用有效的随机过程定义一个概率, 这个概率是随机游走者从该点像素开始首次到达种子点像素的概率, 将该像素点与获得最大概率的对应标记像素分为一类, 完成图像分割。

具体实现步骤如下:

1) 按照式 (1) 构建图结构;

2) 利用上面的获得的骨架标记点作为随机游走理论的种子点, 即有 k 辆车, 每辆车上上面有 n_k 个标

记点, 利用式 (3) 构建拉普拉斯矩阵 $L_{v,p}$;

3) 利用式 (4) 求解每个未标记像素点到 k 组标记点的概率值;

4) 寻找未标记像素点到 k 组标记点的最大概率值, 并将该像素点标记为最大概率值相同的标记点;

5) 把所有的未标记像素点进行标记, 实现分割。

随机游走能并行分割多个车辆, 对微弱物体边界或对比度低的目标或区域也能取得良好的结果, 为后续车辆跟踪研究打下坚实的基础。

4 实验结果与分析

实验素材采用的是沈阳某段高速公路上的监控录像 (avi 格式) 和沈阳某段马路拍摄录像, 首先利用背景差分获得运动车辆的运动区域, 然后利用随机游走算法获得精确的运动车辆轮廓。

只对单方向路面一定距离内 (距离摄像头的长度) 的视频进行车辆检测。并将该算法与背景差分, 和其他的算法进行了比较, 都取得了较好的检测结果。

如图 4 所示, 给出了利用随机游走实现运动车

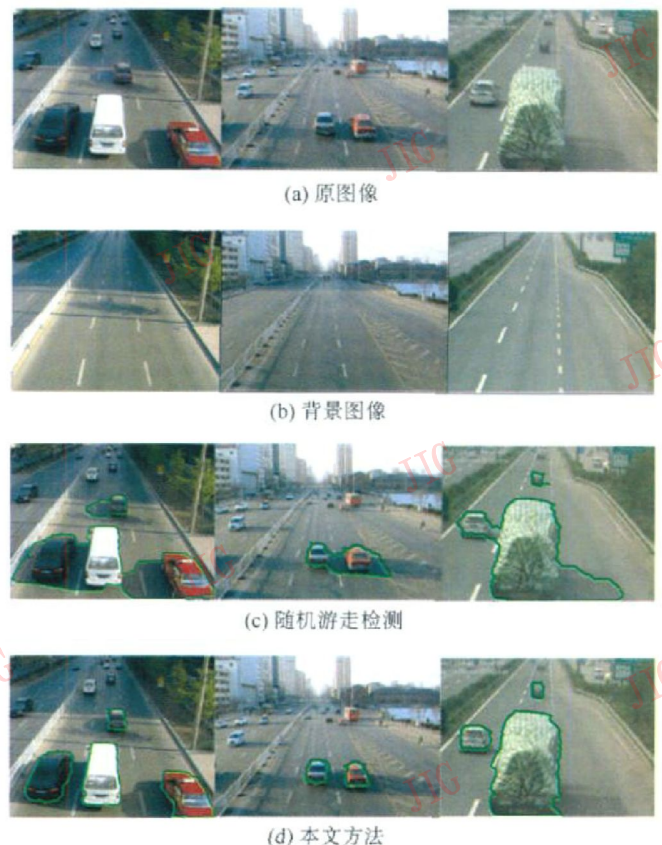


图 4 随机游走分割结果对比

Fig 4 Comparison between two method

辆检测, 仿真中对 3 个路段的视频图像进行分析, 图 4 第 1 行的路段车辆距离摄像头较近。第 2 行为摄像头距离路面较远的情况, 其余两行为高速公路上的视频材料, 高速公路上的车辆形状较复杂, 大部分为货车, 不容易分割。图 4(c) 中是通过背景差分获得骨架结构, 然后利用随机游走检测运动车辆, 把与阴影相连的车辆检测为同一辆车体, 不能准确检测运动车辆, 图 4(d) 为提出的基于背景差分和边缘检测提取车辆标记的方法, 可以从结果中看出本文方法能够有效地检测出精确的运动车辆轮廓。

5 结 论

首先利用背景差分和边缘检测方法提取运动车辆区域, 然后对该区域进行骨架提取获得交互式分割的标记点, 利用交互式随机游走算法分割视频运动车辆, 均获得了很好的分割结果。随机游走能使用交互步骤并行分割多个目标, 对微弱物体边界或对比度低的目标或区域也能取得良好的结果, 有效地解决了局部光照变化阴影的运动车辆检测, 提高了运动车辆检测的精确率。随机游走方法在视频运动车辆分割中取得了良好效果, 值得深入研究与改进。

参考文献 (References)

[1] Liu Hong, Li Jintao, Liu Qun, et al. Moving cast shadow

elimination based on color and gradient features [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2007, 19(10): 1279-1285. [刘宏, 李锦涛, 刘群等. 融合颜色和梯度特征的运动阴影消除方法 [J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2007, 19(10): 1279-1285.]

- [2] Malcolm J, Rathi Y, Tannenbaum A. Multi-object tracking through clutter using graph cuts [C] // *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision*. Rio de Janeiro, Brazil: Omnipress, 2007: 1-5.
- [3] Hou Ye, Guo Baolong. Motion segmentation based on graph theory [J]. *Journal of Jilin University*, 2008, 38(4): 902-906. [侯叶, 郭宝龙. 基于图论的运动对象分割 [J]. *吉林大学学报 (工学版)*, 2008, 38(4): 902-906.]
- [4] Meila M, Shi J. Learning segmentation by random walk [C] // *Proceeding of Advances in Neural Information Processing*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2001: 873-879.
- [5] Meila M, Shi J. A random walks view of spectral segmentation [C] // *Proceeding of International Conference on AI and Statistics*. San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers, 2000: 873-879.
- [6] Grady L. Random walks for image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(11): 1768-1783.
- [7] Grady L, Funka-Lea G. Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2004, 3117: 230-245.
- [8] Pfaltz J L, Rosenfeld A. Computer representation of planar regions by their skeletons [J]. *Communications of ACM*, 1967, 10(2): 119-122.