

基于主动轮廓模型的交通场景运动目标提取算法^①

肖 斌, 汪 敏

(西南石油大学 计算机科学学院, 成都 610500)

摘 要: 在交通监控中, 从复杂的交通场景中精确地分割出运动目标是至关重要的。目前, 经典的运动目标检测算法有背景差法和帧差法。当场景中存在阴影时, 这两种方法都不能够精确地提取运动目标。提出了一种基于主动轮廓模型的运动目标提取算法。通过阴影检测, 从运动目标中获得消除阴影的初始轮廓, 然后通过主动轮廓模型逼近运动目标真实轮廓。实验表明, 该算法既可以消除阴影和噪声的影响, 又可以保持运动目标完整。

关键词: 背景差分; 主动轮廓模型; 阴影检测; 膨胀; 腐蚀

Traffic Motion Object Extrication Algorithm Based on Active Contour Model

XIAO Bin, WANG Min

(College of Computer Science, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract: In intelligent transport system, it is very important to precisely segment motion object from complex scene. Background difference and frame difference are two classic motion object extraction algorithms. If there are shadows associated to moving objects, both of the methods can't extract moving object precisely. With this problem, this paper proposes a motion object extraction algorithm based on active contour model. The following steps are performed in the proposed algorithm. Firstly, moving areas involving shadows are segmented with classical background difference algorithm. Secondly, perform shadow detection and coarsely removal, then using grid method to extract initial contours. Finally, use active contour model approach to the contour of the real object by iteratively tuning the parameter of the model. Experiments show the algorithm can remove the shadow and keep the integrity of moving object.

Key words: background difference; active contour model; shadow detection; dilate; erode

随着城市化进程的推进, 智能交通发挥越来越重要的作用。针对交通情况实时检测可以获得丰富的信息, 如车流量, 车速, 排队情况等。基于视频检测系统, 不需要破坏交通路面而且可以获得连续的视频信息。针对视频图像检测获得的交通序列图像, 研究人员提出了多种车辆检测技术, 如背景差法^[1-3], 帧差法等^[4-5]。在实际的交通场景中, 由于运动阴影随着运动目标一同运动, 帧差法和背景差法无法直接准确地分割运动目标。运动目标提取精度对于后续处理有较大影响, 本文提出了一种较为精确的运动目标提取算法。

1 本文算法流程

首先采用经典的背景差分法对输入的图像帧进行

运动区域提取, 同时更新背景参考帧, 背景重构算法采用文献[3]中算法。在运动区域内进行阴影检测与消除并获得运动区域的初始轮廓, 最后使用基于主动轮廓模型逼近运动物体的真实轮廓, 获得分割结果。

本文算法框架如图1所示。

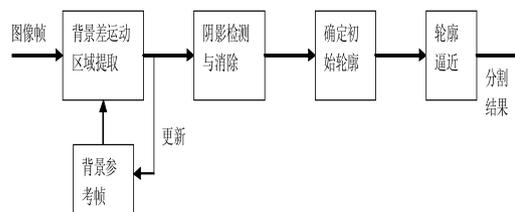


图1 运动目标提取流程图

^① 收稿时间:2011-05-03;收到修改稿时间:2011-06-15

2 交通场景运动目标提取

2.1 运动检测

运动目标提取是对交通场景视频图像中的车辆进行粗分割, 将可能的车辆区域分割出来以便进行后续操作。本文使用背景差法获得运动区域, 先生成交通场景的背景图像, 然后将待检测图像与背景图像逐像素相减获得差分图像 Diff。

$$\text{Diff}(i,j)=|\text{Cur}(i,j)-\text{BG}(i,j)| \quad (1)$$

式(1)中, $\text{Cur}(i,j)$ 表示当前帧 i 行 j 列处的像素值; $\text{BG}(i,j)$ 表示背景参考帧 i 行 j 列处的像素值; $\text{Diff}(i,j)$ 表示差分图像 i 行 j 列处的像素值。

在差值图像 Diff 中, 通过阈值方法可以获得运动区域分割图像(MA)。分割图像是二值图像, 白色部分表示运动区域, 黑色部分是背景部分。

$$\text{MA}(i,j) \begin{cases} 1 & \text{若 } \text{Diff}(i,j) \geq \text{THmotion} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中, THmotion 是预先设定的阈值, 用于分割运动区域; $\text{MA}(i,j)$ 表示分割图像 i 行 j 列处的像素值。

图 2 (a) 是参考背景图像 BG; 图 2 (b) 是待检测图像 Cur; 图 2 (c) 是运动分割图像 MA。从中可以看出, 运动区域不仅包括了车辆, 而且包含了运动阴影。



(a) 背景 (b) 待检测图像 (c) 运动分割图像
图 2 运动区域提取

2.2 阴影检测与消除

由于存在运动阴影, 运动目标的提取不准确。必须采取一定的方法消除阴影, 提高运动目标提取的精度。文献[7]提出了一种基于 RGB 颜色空间的核心密度估计模型在彩色视频中抑制阴影。通常, 摄像机采集的图像信号是基于 YUV 颜色空间, 采用上述方法需要进行颜色空间的转换, 不利于实时提取。YUV 色彩空间的重要特点在于它的亮度信号 Y 和色度信号 U、V 分离。如果只有 Y 信号, 这就表示图像是灰度图。

经过运动检测之后, 图像像素分为两部分: 一部分是背景; 另一部分是运动区域。因为在运动区域中可能包含运动阴影, 所以必须对阴影进行检测。从图 3 (a) 中看出, 在阴影区域图像的亮度降低了, 而其颜色只有轻微的改变。

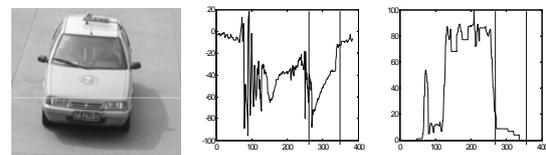
$\text{LCHG}(i,j)$ 表示检测帧与背景参考帧在 i 行 j 列处亮度变化, 计算式如下式所示。

$$\text{LCHG}(i,j)=\text{Cur}(y,i,j)-\text{BG}(y,i,j) \quad (3)$$

式 (3) 中, $\text{Cur}(y,i,j)$ 表示当前帧 i 行 j 列处 Y 信号强度; $\text{BG}(y,i,j)$ 表示当前背景参考帧中 i 行 j 列处 Y 信号强度。 $\text{CCHG}(i,j)$ 表示检测帧与背景参考帧在 i 行 j 列处色度变化, 计算如下式所示。

$$\text{CCHG}(i,j)=|(\text{Cur}(u,i,j)-\text{BG}(u,i,j)) + |\text{Cur}(v,i,j)-\text{BG}(v,i,j)| \quad (4)$$

公式中, $\text{Cur}(u,i,j)$ 和 $\text{Cur}(v,i,j)$ 分别表示当前帧 i 行 j 列处 U 信号和 V 信号强度; $\text{BG}(u,i,j)$ 和 $\text{BG}(v,i,j)$ 分别表示前背景参考帧中 i 行 j 列处 U 信号和 V 信号强度。



(a) 待分割图像 (b) 亮度变化 (c) 色度变化
图 3 阴影检测

图 3 (a) 是待检测图像, 图 3 (b) 是图 3 (a) 白线处亮度变化 LCHG, 图 3 (c) 是图 3 (a) 白线处色度变化 CCHG。图 3 (b) 和图 3 (c) 中竖线之间的范围是阴影区域。从图 3 (b) 可以看出 $\text{LCHG} < 0$, 在阴影区域图像亮度降低, 从图 3 (c) 可以看出阴影区域色度变化较小。根据阴影区域的特点, 阴影消除算法的步骤如下:

- 1) 使用式 (3) 计算 MA 中像素值为 1 的像素点对应待分割图像像素点亮度变化 LCHG;
- 2) 使用式 (4) 计算 MA 中像素值为 1 的像素点对应待分割图像像素点色度变化 CCHG;
- 3) 设定亮度分割阈值 THL1 , THL2 , 以及色度分割阈值 THC 。如果当前像素点 $\text{THL1} \leq \text{LCHG} \leq \text{THL2}$ 且 $\text{CCHG} \leq \text{THC}$, 判断当前点为阴影, 将对应位置像素置

为 0; 否则当前为运动物体, 将对应位置像素置为 1。

4) 重复步骤 1)~3)直到 MA 中所有像素点都扫描一遍, 获得新的运动区域图像 MA2。

由于噪声或者其他因素的影响, 阴影消除后的图像可能存在小区域或者孔洞。本文首先对 MA2 进行腐蚀, 然后膨胀就可以获得处理后的图像 MA3。图 4 是阴影消除效果图。其中图 4 (a) 是使用阴影消除算法获得的 MA2, 从图中可以看出存在孤立的边界。图 4 (b) 是使用形态学处理后的 MA3, 基本消除了孤立边界和噪声。



(a) 阴影消除 (b) 处理后的阴影消除

图 4 阴影消除

2.3 轮廓提取

由于车窗等因素的影响, 在运动区域中可能存在一些孔洞。为了提取完整的轮廓, 采用基于网格的方法。将图像 MA3 划分为 GH 高和 GW 宽的网格, 然后计算每一网格的活动性。活动性定义如下:

$$Active(x, y) = \sum_{i=x}^{x+Gw} \sum_{j=y}^{y+Gh} MA3(i, j) \quad (5)$$

Active(x,y)表示 x,y 处网格活动性, MA3(i,j)表示 i,j 处 MA3 的像素值。THActive 用于检测当前网格是否属于运动区域。

图 5 是使用本算法提取的初始轮廓。图 5 (a) 是使用 8x8 网格。图 5 (b) 是使用边界跟踪算法获得初始轮廓。



(a) 活动网格 (b) 初始轮廓

图 5 轮廓提取

2.4 轮廓逼近

在得到初始轮廓后使用主动轮廓模型逼近运动目

标真实轮廓。主动轮廓模型又称为 Snake 模型, 最早由 Kass 等人提出^[7], 主动模型通过寻找自身能量函数的局部极小值, 使初始轮廓逐渐向真实轮廓靠近。主动轮廓是图像一组排序点的集合, 可以表示为

$$V = \{v_1, v_2, \dots, v_l\} \quad (6)$$

与此对应的动态轮廓总能量函数定义为

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^l E(v_i) = \sum_{i=1}^l [E_{int}(v_i) + E_{ext}(v_i) + E_{con}(v_i)] \quad (7)$$

其中,

$$E_{int}(v_i) = \alpha E_{cnt}(v_i) + \beta E_{cur}(v_i) \quad (8)$$

$$E_{ext}(v_i) = \omega * Edge(v_i) \quad (9)$$

$$E_{con}(v_i) = -\gamma(x_i - x_c)^2 \quad (10)$$

内部能量 Eint 是 Snake 曲线的局部平滑, 曲线不发生缠绕现象, 其中内部能量的第一项 Ecnt 表示可拉伸平滑程度, 内部能量中的第二项 Ecur, 表示轮廓的曲率。α 和 β 是加权常数。对于开放非闭合的曲线, 内部能量使其趋向于直线。对于闭合曲线, 内部能量使其由外向内收缩。外部能量 Eext 中, ω 是加权系数, Edge 是图像的边缘能量, 可以使用如下式获得:

$$Edge(v_i) = -|\nabla f(v_i)|^2 \quad (11)$$

(11) 式中, ∇f(vi)表示图像 vi 处的梯度。Edge 能量将曲线吸引到图像边缘。Econ 是外部约束能量, 将轮廓上的点吸引到图像某点。

本文使用贪婪法求解主动轮廓模型。在轮廓上的点可以通过解一个能量最小问题迭代逼近目标边界, 对于每一个处在 vi 领域的点 vi' 计算下面能量项:

$$Ei(v_i') = E_{int}(v_i') + E_{ext}(v_i') + E_{con}(v_i') \quad (12)$$

选择能量最低点作为当前点的最佳位置。对内部能量的第一项 Ecnt, 其标准化形式如下:

$$Ec_{nt}(v_i) = \frac{\bar{d} - |v_i - v_{i-1}|}{\max_j \{\bar{d} - |v_{ij} - v_{i-1}|\}} \quad (13)$$

(13)式中, {v_{ij} | j=0,1,2,...,8} 表示表示当前轮廓点 vi0 和它的 8 个邻域点; |v_i-v_{i-1}|表示相邻轮廓点之间的距离; \bar{d} 表示所有轮廓点之间的平均距离。对于内部能量中的第二项 E_{cur}, 其标准化形式如下:

$$E_{\text{cur}}(v_i) = \frac{|v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}|^2}{\max_j \{|v_{i-1} - 2v_{ij} + v_{i+1}|^2\}} \quad (14)$$

(14) 式中,各项含义与上面相似。同样对于外部能量,即梯度强度也进行标准化,形式如下:

$$E_{\text{edge}}(v_i) = \frac{\min - |\nabla f(v_i)|^2}{\max - \min} \quad (15)$$

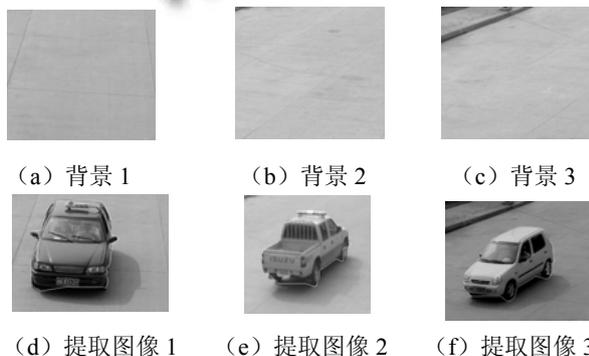
(15)式中,max 和 min 分别表示当前领域中,梯度的最大值和最小值。使用贪婪法可以快速求解出近似最优解,其复杂度只有 $O(nm)$ 。其中 n 是主动模型中轮廓点数, m 是迭代次数。

在原始的贪婪算法中引入运动边缘点对外张力进行约束。当轮廓进行搜索时候,如果轮廓点到达运动边缘时,则标记当前轮廓点为边缘,不再移动。对于运动边缘图中由于边缘断裂而不能到达边缘的轮廓点,维持原贪婪算法。通过以上的改进可以很好解地决过度收缩的问题。

3 实验与分析

本文对实际的交通图像进行了测试。实验中,根据经验,将用于进行运动检测的阈值 TH_{motion} 被设置为 20,用于阴影检测的 $THL1$ 倍设置为-100, $THL2$ 设置-1, THC 被设置为 10。在进行轮廓提取时,图像被划分为 8×8 大小的网格, TH_{Active} 被设置为 20。在提取初始轮廓之后,使用基于贪婪算法的主动轮廓模型进行运动物体边缘逼近。在主动轮廓迭代过程中,加权常数分别为 $\alpha=1.0$, $\beta=1.2$, $\omega=1.8$, $\gamma=1.6$ 。

相比较基于 HSV 彩色空间阴影消除法^[8],本算法运算量小,不需要由耗时的 YUV 彩色空间转换到 HSV 彩色空间运算;而且在消除阴影时,利用目标自身边界信息可以有效降低阴影消除不完整或者过度消除概率,使分割目标更为准确。图 6 是算法实验对比效果。



(g) 提取图像 1 (h) 提取图像 2 (i) 提取图像 3
图 6 实验

图 6 显示使用本算法的实验对比。其中图 6 (a) 是图 6 (d) 和 (g) 的背景,图 6 (b) 是图 6 (e) 和 (h) 的背景,图 6 (c) 是图 6 (f) 和 (i) 的背景。图 6 (d) ~ (f) 是使用本文算法提取的运动目标;图 6 (g) ~ (i) 是采用 HSV 颜色空间提取运动背景。从图中可以看出,在 HSV 空间提取的运动目标边界出现了锯齿状,不如本算法光滑。在图 6 (g) 和 (h) 中阴影部分提取目标轮廓的不如本算法提取的轮廓。在图 6 (i) 中,出现了过度分割,本文算法采用了活动轮廓,当收缩到车轮附近能量达到了平衡,停止了收缩。

4 结语

提出了一种精确运动物体轮廓提取算法,实验证明了该算法不仅运算速度快,而且可以获得封闭,光滑物体轮廓。本算法中在前期处理中,采用了阴影消除算法获得了初始轮廓。然后使用基于贪婪算法主动模型逼近真实轮廓。为了防止轮廓过度收缩,在逼近过程中引入了对外张力约束。然而,本算法在初始轮廓不完整时不能够向外扩张逼近真实边缘,这是由于主动模型中离轮廓点较远的边缘不能够将能量辐射到当前轮廓点,不能够将轮廓点吸引到真实轮廓。在今后,我们将设计新的外部能量函数,使得离轮廓点远的图像边缘可以将能量辐射到轮廓点上,从而使轮廓点可以在初始轮廓不完整时逼近完整物体轮廓。

参考文献

- 1 Gutchess D. A background model initialization algorithm for video surveillance. Proc. of the 8th IEEE Int'l Conf. on Computer Vision. Vancouver, USA: IEEE Publisher, 2001, 733-740.
- 2 Elgammal A. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance. Proc. of the IEEE, 2002, 90(7):1151.
- 3 侯志强,韩崇昭.基于像素灰度归类的背景重构算法.软件学 (下转第 89 页)

对每个分类都能选择出很好的特征,在 Normal、Probe 和 R2L 三类上,检测精确度全面优于文献[9]方法,而在另外两类,差距也很小。

表 3 检测精确度与其他方法的比较

类型 方法	Nor mal	Prob e	DOS	U2R	R2L
CatfishPSO-L	99.8	99.8	99.0	99.8	99.9
SSVM	0%	3%	0%	4%	1%
SVM ^[9]	99.5 5%	99.7 0%	99.2 5%	99.8 7%	99.7 8%

4 结语

本文首先对粒子群算法进行了改进,使其能够避免陷入局部最优,利用其收敛速度快的特点,用二进制粒子群算法作为特征选择的子集搜索算法,用粒子群算法对 LSSVM 的参数进行同步优化,形成了基于混合 CatfishPSO 和最小二乘支持向量机的特征选择方法,并建立了一个基于该方法的入侵检测模型,实验表明该模型的检测速度和精度都比较高。

参考文献

- Sung AH, Mukkamala S. Identifying important features for intrusion detection using support vector machines and neural networks. Proc. of the 2003 International Symposium on Applications and the Internet Technology. IEEE Computer Society Press, 2003: 209-216.
- Stein G, Chen B, Wu AS, Hua KA. Decision tree classifier for network intrusion detection with GA-based feature selection. Proc. of the 43rd ACM Southeast Regional Conference. Kennesaw, Georgia: 2005,2:136-141.
- Kennedy J, Eberhart RC. Particle swarm optimization. Proc. of the IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: 1995: 1942-1948.
- Kennedy J, Eberhart RC. A discrete binary version of the particle swarm algorithm. Proc. of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Washington: 1997: 4104-4109.
- Chuang LY, Tsai SW, Yang CH. Catfish Particle Swarm Optimization. 2008 IEEE Swarm Intelligence Symposium. St. Louis: 2008: 1-5.
- Vapnik V. Statistical Learning Theory. New York: Wiley, 1998.
- Suykens JAK, Vandewalle J. Least Squares Support Vector Machine Classifiers. Neural Processing Letters. 1999,9(3):293-300.
- KDD Cup 99 Datasets <http://kdd.ics.uci.edu/databases/kddcup99/kddcup99.html>: 1999.
- Mukkamala S, Sung A, Abraham A. Intrusion detection using an ensemble of Intelligent paradigms. Journal of Network and Computer Applications, 2005,28(2):167-182.
- Yoshinari K. A human motion estimation method using 32 successive video frames. Proc. of International Conference on Virtual Systems and Multimedia. Gifu: IEEE Publisher, 1996: 135-140.
- Haritaoglu I. Real-time surveillance of people and their activities. IEEE Trans. on PAMI, 2000,22(8):809.
- Linda G. 计算机视觉. 赵清杰等译. 北京: 机械工业出版社, 2005. 220-221.
- 李征. 基于核心密度估计的动态目标分割改进模型. 四川大学学报(自然科学版), 2006,43(5):1007-1013.
- Cucchiara R, Grana C, Piccardi M, et al. Improving shadow suppression in moving object detection with HSV color information. IEEE Transportation Systems Conference Proc. Oakland, USA: IEEE Publisher, 2001.

(上接第 171 页)

报, 2005,16(9):1568-1576.

- Yoshinari K. A human motion estimation method using 32 successive video frames. Proc. of International Conference on Virtual Systems and Multimedia. Gifu: IEEE Publisher, 1996: 135-140.
- Haritaoglu I. Real-time surveillance of people and their activities. IEEE Trans. on PAMI, 2000,22(8):809.
- Linda G. 计算机视觉. 赵清杰等译. 北京: 机械工业出版社, 2005. 220-221.