

基于多信息综合的运动车辆跟踪算法

高琳¹,刘直芳^{1,2},唐鹏¹

GAO Lin¹,LIU Zhi-fang^{1,2},TANG Peng¹

1.四川大学 计算机学院 图像图形研究所,成都 610065

2.视觉合成图形图像技术国防重点学科实验室,成都 610065

1.Institute of Image and Graphics,Department of Computer Science,Sichuan University,Chengdu 610065,China

2.Key Laboratory of Fundamental Synthetic Vision Graphics and Image Science for National Defense,Chengdu 610065,China

GAO Lin,LIU Zhi-fang,TANG Peng.Vehicle tracking algorithm based on multiple information synthesis.Computer Engineering and Applications,2008,44(7):5-7.

Abstract: Incorporating region and feature information, this paper proposes a new algorithm for tracking vehicles under conditions of occlusion and splitting. Firstly the associations between motion regions are established by using the prediction information. Then making use of the result of region association, the method estimate whether the occlusion and splitting occur or not. The problem of occlusion is solved by tracking based on feature points, which are initialized according to region information and clustered by searching the matched points within a neighborhood of predicted position. The problem of blob splitting is handled by region matching after regional fusion in terms of some proposed rules. Experimental results show that the proposed method is characterized by good robustness and real-time.

Key words: vehicle tracking; multiple information synthesis; image matching; feature points clustering

摘要:综合车辆本身的区域和特征信息,提出了一种在交通场景中跟踪运动车辆的新方法。该方法主要解决运动目标在遮挡、粘连以及分裂情况下的跟踪问题。首先通过引入的预测机制建立序列图像间运动区域的关联,并根据区域关联的结果判断是否出现以上情况。针对车辆遮挡和粘连的问题,采用基于特征点跟踪的方法解决,先根据车辆区域信息对特征点进行初始化,然后在图像中预测位置的邻域内搜索匹配点从而实现特征点的跟踪和聚类。对于车辆分裂的情况,根据提出的规则对判定的区域进行融合后进行模板匹配从而解决分裂的问题。实验结果表明该方法具有较强的鲁棒性和较好的实时性。

关键词:车辆跟踪;多信息综合;图像匹配;特征点聚类

文章编号:1002-8331(2008)07-0005-03 **文献标识码:**A **中图分类号:**TP391

随着计算机视觉技术的发展,基于视觉的交通监视系统被广泛地应用于交通参数估计,与传统的磁感应线圈的方法相比,基于视觉的方法具有获取信息量大,系统安装简单等特点,因此已成为现代智能交通管理系统的一个重要组成部分。针对交通场景下的运动车辆跟踪,很多研究学者做了大量的研究,提出了很多跟踪方法。文献[1]采用基于三维模型的方法进行车辆跟踪,将已知车辆的精确三维模型投影到二维图像上,与待检测图像进行匹配操作以得到目标的轨迹。文献[2]采用基于区域的跟踪方法,通过对不同帧中的区域建立关联来进行车辆跟踪,并且将区域关联的问题转化成计算最大加权图的问题来求解。这种方法的局限性是当出现由于阴影或车辆间的遮挡造成多个区域粘连时,可能会出现车辆的漏检或误检。此外,还有一些研究利用车辆的局部特征进行跟踪,如点特征^[3]、直线^[4]或曲线特征^[5],这些特征在车辆部分被遮挡时仍有部分可见,因此能

够保持对目标的跟踪而不至于丢失,但是这种方法的稳健性受噪声的影响较大,并且在跟踪过程中需要不断地对检测的特征进行聚类以确定其属于哪个目标。

复杂交通场景监视中,由于阴影或是车辆相互遮挡等原因造成图像中多个车辆区域相互粘连,以及由于车体的灰度纹理与背景相似而使得检测出的单部车辆对应为多个区域,这些问题都给车辆的正确跟踪带来了很大的困难。考虑到区域信息具有信息量大,匹配鲁棒性强的特点,以及特征点在处理遮挡方面的优势,本文提出一种多信息综合的运动车辆跟踪方法,该方法主要解决目标遮挡粘连以及分裂情况下的运动目标跟踪,从实验结果来看本文提出的方法具有较强的鲁棒性和较好的实时性。

1 基于多信息综合的车辆跟踪算法

图1显示了车辆跟踪方法的基本流程图,其中虚线框包含

基金项目:国家自然科学基金重点项目(No.60736046);公安部四川省重点技术创新计划项目(No.01XM013);国家科技部科技型中小企业技术创新基金(No.03C26225100257)。

作者简介:高琳(1976-),男,博士,主要研究方向:图像和数字视频处理;刘直芳(1974-),女,通讯作者,副研究员,博士,主要研究领域图像处理、计算机视觉、智能交通、生物特征识别等方向。

收稿日期:2007-09-10 **修回日期:**2007-12-19

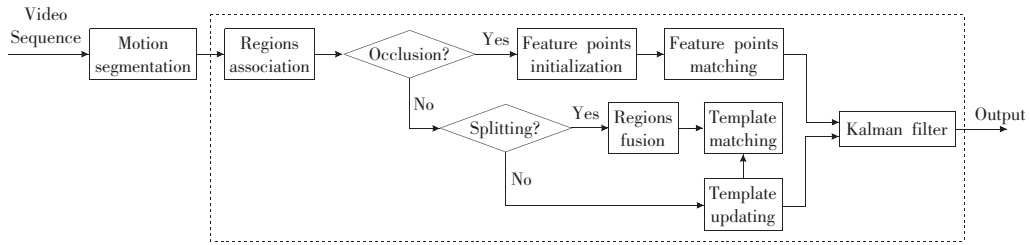


图1 车辆跟踪流程图

的部分为本文方法的主要内容。

利用自适应背景差的方法^[6]来检测车辆,检测的结果为运动目标的图斑区域“blob”。每个图斑是一个四连通的区域,对应为一部可能的车辆,可利用图像在图斑区域的灰度信息得到车辆的灰度模板。根据检测的结果,定义一个链表来存贮当前场景中所有车辆的状态信息。在目标的跟踪过程中,首先对序列图像中的图斑区域建立时空上的关联,然后根据图斑区域关联的结果判定是否出现粘连或者分裂的情况,如果出现了粘连则利用特征点的信息进行匹配跟踪,若是出现了分裂的情况,使用基于区域信息的模板匹配方法获来得车辆的运动参数,而对于既没有粘连也没有分裂的情况,可直接根据区域关联的结果建立起车辆的关联。最后根据建立的运动模型,采用卡尔曼滤波算法对车辆的运动参数进行滤波估计,滤波的结果用于更新车辆链表以得到车辆的运动轨迹。

1.1 时空上运动区域的关联

目标跟踪实际上是一个不断关联的过程,运动目标在序列图像中连续运动,相邻图像间最为相关的两个区域被认为是同一个物体。通过在链表中车辆的预测区域内搜索检测的图斑区域来建立关联。车辆的预测区域也称为搜索窗口,其长和宽均比车辆模板大 S_s 个像素(文中 S_s 取为4),搜索窗口的中心则定在车辆中心的预测位置处,预测的位置可由卡尔曼滤波器求得。当进入第 k 帧时,对于第 $k-1$ 帧中创建的每个搜索窗口,遍历搜索第 k 帧中的图斑区域,若某个图斑区域的质心落入搜索窗口内,则认为该图斑区域与搜索窗口所对应的车辆相互关联。对于没有关联车辆的图斑区域,将其作为新出现的目标插入至车辆链表。

1.2 遮挡、粘连以及分裂情况下车辆的关联

由于存在车辆遮挡、粘连以及分裂的情况,在目标跟踪过程中会出现多部车辆对应为一个区域或者是一部车辆对应为多个区域,从而会造成车辆的漏检或误检,因此需要在区域初关联的基础上进一步进行分析与处理以建立车辆间的关联。本文提出一种基于多信息综合的方法来解决车辆在遮挡、粘连以及分裂情况下的关联问题。

1.2.1 遮挡与粘连

针对车辆遮挡和粘连的问题,采用一种基于预测信息的特征点匹配算法来跟踪车辆。利用特征点进行目标跟踪时将涉及到特征点的聚类问题,聚类的目的是确定特征点该属于哪个目标,在本文算法中,特征点在匹配操作的过程中同时实现了聚类。算法的具体步骤如下:

(1)首先采用文献[6]中的方法提取车辆模板中出具有显著特征的角度,得到第 k 帧时车辆 O_i 的角点集 $C_{i,k}$,角点的数量为 m ;

(2)根据链表中保存的车辆位置信息可以计算出 $C_{i,k}$ 中的角点 $C_{i,k}(j)$, $(j=1,2,\dots,m)$ 在图像中的位置,并利用卡尔曼滤

波器计算模板中角点在当前帧中的预测位置;

(3)提取出图像在车辆搜索窗口部分内的角点,得到角点集 $C_{i,k+1}$,角点数量为 n ;

(4)对于模板中的每个角点,在其预测位置的邻域内查找图像上的角点 $C_{i,k+1}(l)$, $(l=1,2,\dots,n)$,将最近邻的图像角点作为匹配点,如果在邻域内没有搜索到图像角点则直接用预测位置作为此模板角点的更新位置;

(5)根据匹配后模板中所有角点的更新位置,可计算出各个角点的运动速度 v_j , $(j=1,2,\dots,m)$,取其加权平均值作为车辆的运动速度 V_{O_i} :

$$V_{O_i} = \sum_{j=1}^m g(j,k)v_j \quad (1)$$

$g()$ 为权值函数,定义为:

$$g(j,k) = C \left(1 - \frac{d(j,k)}{d_{\max}} \right) \quad (2)$$

其中 $d(j,k)$ 是第 k 帧角点 $C_{i,k}(j)$ 到模板中心的距离,且 m 个角点中距离最大值为 d_{\max} , C 为归一化系数。权值函数的作用是使越靠近中心位置的角点对车辆速度计算的影响越大;

(6)保存模板中角点的更新位置,车辆的模板则保持粘连前的状态;

(7)重复步骤(2)~(6),不断以跟踪特征点的方式跟踪这些粘连的区域直至其分开成为单独的区域。

由于角点是在各自的车辆模板中进行初始化,并且按照预测规则在搜索窗口内搜索匹配点,所以可以直接确定每个匹配点所对应的车辆,从而快速地实现了角点的聚类。

1.2.2 分裂

检测时如果选择的阈值过小或是车辆被背景物体(如电线杆)遮挡都会造成一部车辆被分裂成多个区域,区域初关联的结果是该车辆与多个图斑区域相关联。为了减少车辆分裂对运动目标跟踪的影响,需要先对这些分裂的区域进行融合。本文采用一种基于区域融合的方法来实现分裂情况下车辆的跟踪。

首先按照定义的融合规则对分裂区域进行融合,融合规则定义如下:

令 R_n 表示关联到车辆对象 O_n 的区域集合。

规则1 $\forall R_i, R_j \in R_n, i \neq j$, 令 C_i, C_j 分别表示 R_i, R_j 的外接框中心点,若 $\|C_i - C_j\| < T_c$, T_c 为距离阈值,则将区域 R_i 和 R_j 的外接框合并;

规则2 $\forall R_i \in R_n$, 令 R_i 的面积为 A_1 , R_i 在搜索窗口中所占的面积为 A_2 , 其面积之比为 $\alpha = A_2/A_1$, 将所有满足条件 $\alpha > Ta$ 的区域 R_i 合并至区域集 R_n' , Ta 为阈值, 即 R_n' 定义为: $R_n' =$

$$\bigcup_{R_i \in R_n, \alpha > Ta} \{R_i\}.$$

按照以上规则合并后,仍有可能存在没有合并到的区域,

即 $R_n \neq R'_n$ 。其原因是由于多个车辆在进入监视范围时, 它们在图像中粘连在一起而被视为一个运动目标, 随着车辆在场景中的运动, 这些车辆分开成为各自独立的区域而造成区域的分裂。此时, 可以根据模板匹配的结果选取匹配度最大的区域作为该目标的匹配区域, 而其他的区域则被认为是新的跟踪目标。

在完成了分裂区域的融合之后, 使用基于区域信息的模板匹配方法来求解车辆的运动参数, 用于匹配的模板取链表中的车辆模板, 匹配子图则是融合后的区域外接框内的图像。本文采用贯序相似检测算法^[7](SSDA, Sequential Similarity Detection Algorithm)进行模板匹配, 匹配的公式定义为:

$$E(dx, dy) = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \| S(x+dx, y+dy) - \bar{S} - T(x, y) + \bar{T} \| \quad (3)$$

其中 M, N 为车辆模板 x, y 方向上的像素个数, $T(x, y), S(x, y)$ 是模板和子图在 (x, y) 处的像素灰度值, \bar{T}, \bar{S} 分别是模板和子图的像素灰度平均值, dx, dy 表示模板在子图上的相对位移。取 $E(dx, dy)$ 为最小时的 dx, dy 为所求的最佳匹配位移量, 从而得到车辆模板在当前帧中的位置。

模板匹配后, 令 P_n 表示车辆模板的中心在当前帧中的位置, 与链表中存储的位置 (表示为 P_{n-1}) 相减后得到该车辆在图像中的偏移量, 从而根据图像的采样率求得车辆的运动速度 (表示为 V_n), 即:

$$V_n = \frac{P_n - P_{n-1}}{\Delta t} \quad (4)$$

其中 Δt 为两帧的时间间隔。

2 实验与分析

实验中, 使用采集的三个时间段的交通序列图像共 1 100 帧 (每帧 720×576 像素) 来验证本文方法, 每个时间段的平均车流量各不相同。方法在 VC6.0 下编程实现, 处理速度约为 14 帧/s,

能够满足实时性处理的要求。本方法对车速有一定的限制, 即同一辆车在连续两帧之间的位移不能大于车长的一半, 在大部分情况下, 城市交通中车辆的速度都在该限制范围之内。

图 2 显示了一个序列图像中的部分实验结果, 图中标号分别为 1 和 2 的两部车在第 239 帧中是分离的区域, 到达第 263 帧时发生了粘连, 此时搜索关联区域的结果触发角点跟踪模块使之仍能作为单独的车辆进行跟踪, 从图 2(c) 显示的跟踪轨迹可以看出, 直到第 315 帧两部车再次分开时其轨迹始终保持独立。在图 2(b) 的第 315 帧显示的检测结果中, 标号为 3 的车辆分裂为两个部分, 而图 2(c) 显示出在该处的车辆外接框仍然为一个, 这表明已利用关联规则将分裂的区域合并。

为了对方法的性能进行分析与评价, 对三个时间段序列图像进行实验, 观察车辆的运动轨迹并统计跟踪中出现的错误, 统计的结果见表 1。

表 1 三个序列图像中车辆跟踪的统计结果

Sequence	Frame number	Average flow rate (vehicles/frame)	Error of losing/%	Error of occlusion/%	Error of splitting/%
1	400	16	1.9	3.2	2.4
2	350	10	1.2	2.4	1.6
3	350	19	2.1	4.9	4.1

表中的数据显示出, 粘连和分裂引起的跟踪错误均控制在 5% 以内, 跟踪丢失的情况均低于 3%。统计的数据显示出本文的跟踪方法能够处理大部分的分裂或粘连问题, 而对于仍然出现的跟踪失败的情况, 经过分析, 其原因主要有: (1) 当多部车辆在进入场景时, 如果相距很近并且以同样的速度行驶, 使得在整个监视场景内一直保持粘连, 跟踪程序则始终将它们视为一部车辆而造成漏检; (2) 一些体积较大的车, 如大客车, 在检测时容易分裂成多个部分, 通过合并后仍然有一些部分没有被合并或者是被合并到了相邻的车辆上。以上这些都是今后工作中所要解决的问题。

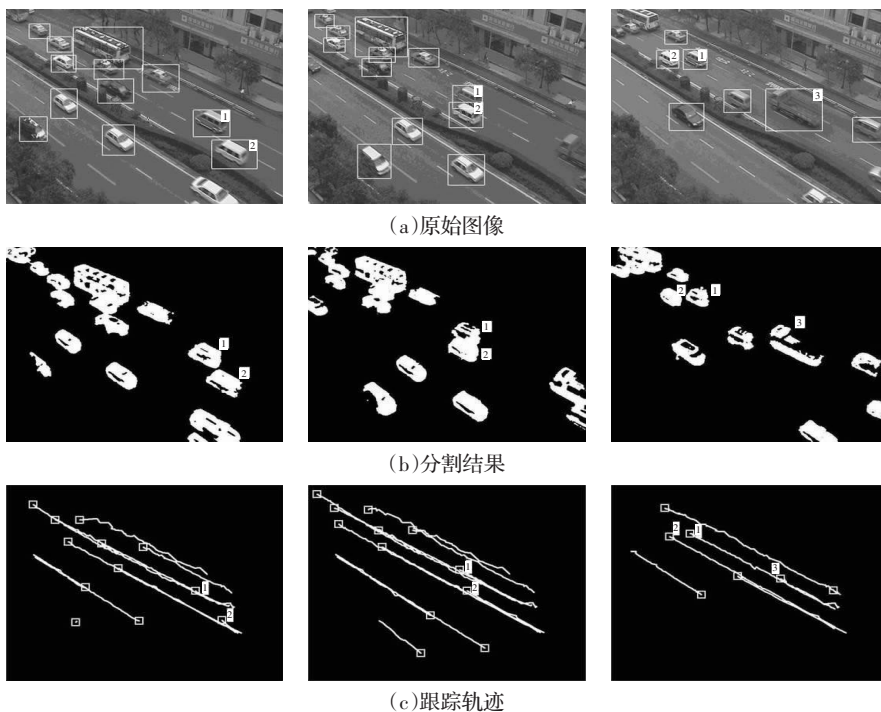


图 2 三帧(239, 263, 315)车辆跟踪实验结果