

文章编号:1671-1637(2012)04-0107-07

运动车辆检测与跟踪方法

娄路¹, 赵玲¹, 耿涛²

(1. 重庆交通大学 信息科学与工程学院, 重庆 400074;

2. 阿伯里斯特威斯大学 计算机科学系, 锡尔迪金 阿伯里斯特威斯 SY23 3DB)

摘要:为提高城市智能交通综合管理能力,提出了基于视频分析的运动车辆检测与跟踪方法。在城市交通干道路面环境中,根据运动目标与道路背景统计特性的差异,基于贝叶斯概率准则,提出一个自适应背景更新算法,检测分离运动车辆目标前景,采用卡尔曼滤波器实现对视频序列中车辆目标的运动检测与实时跟踪,并对在重庆某交通干道的交通流视频进行检测。试验结果表明:该方法在常规视频分辨率下能实现实时处理视频,平均检测准确率为94%,具有较好的实时性与鲁棒性,能够实现城市交通环境中各类运动车辆的检测与跟踪。

关键词:智能交通系统;交通流;检测方法;自适应背景;车辆跟踪;贝叶斯算法;卡尔曼滤波

中图分类号:U491.116

文献标志码:A

Detecting and tracking method of moving vehicle

LOU Lu¹, ZHAO Ling¹, GENG Tao²

(1. School of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China;

2. Department of Computer Science, Aberystwyth University, Aberystwyth SY23 3DB, Ceredigion, UK)

Abstract: In order to improve the comprehensive management ability of intelligent transportation systems in cities, a detecting and tracking method of moving vehicle was presented by using video analysis. Considering the pavement environment of urban transport artery and the difference between moving object and the statistical characteristics for road background, an adaptive background updating algorithm was realized based on Bayesian probability criterion, from which foreground image was extracted. Motion detection and real-time tracking were realized for target vehicle in video sequence based on Kalman filter. The traffic flow video collected from a certain urban transport artery of Chongqing was detected by using the proposed method. Experimental result indicates that the video with normal resolution can be processed in time by using the method, and the average detecting accuracy is 94%, so the proposed method has good real-time performance and robustness, and meets the requirement of real-time detecting and tracking vehicles in urban traffic arteries. 2 tabs, 5 figs, 15 refs.

Key words: intelligent transportation system; traffic flow; detecting method; adaptive background; vehicle tracking; Bayesian algorithm; Kalman filter

Author resume: LOU Lu(1969-), male, lecturer, +86-23-62652751, cloudlou@163.com.

0 引言

交通堵塞是当前城市交通的一大难题,实时动

态的交通流采集技术能够提高城市交通流控制精度与交通控制信号的科学配时,提升整个城市交通系统的运行效率,同时也是城市交通智能控制管理、交

收稿日期:2012-02-13

基金项目:国家自然科学基金项目(61004118);重庆市自然科学基金项目(cstc2011jjA40030)

作者简介:娄路(1969-),男,重庆綦江人,重庆交通大学讲师,从事智能交通系统研究。

通流预测、交通诱导等系统的关键技术基础。交通流参数主要包括运动车辆的流量、密度与速度等。目前的检测方法主要有地感线圈检测、微波检测、红外线检测以及视频检测。基于视频的检测为非接触式的检测方法,具有安装简单,不破坏路面,检测距离远,精度高等特点,在交通监控领域应用广泛。

近年来,基于视频的运动目标检测方法主要有4类,即光流法^[1]、帧差法^[2]、背景差分法^[3]与运动能量法^[4]。光流法可以在不需要提供场景任何信息的情况下,检测出独立运动的对象目标,然而大多数光流法计算量大与耗时长,除非有特殊的硬件支持,否则难以满足实时性应用的要求;帧差法通过相邻2帧图像直接相减,检测出运动物体,算法简单,速度快,对光照不敏感,缺点是对静止或者速度慢的物体难以检测,容易产生空洞;运动能量法适用于复杂变化环境,通过消除背景中振动的像素,使按某一方向运动的对象突出显现出来,但是不能精确地分割出多运动车辆目标;背景差分法通过计算当前输入帧与背景图像之差,提取出前景目标,从而完整地分割出运动目标,但对复杂环境自适应能力较差,原因是缺乏好的背景提取算法。通常采用平均法与模型法获得图像参考背景,根据图像背景的特点建立统计模型,统计出每个像素点的均值、标准差等特征量^[4]。比如:Song等提出了加权的均值滤波方法,得到了较好的实际效果^[5];Taniguchi等提出背景通常满足高斯正态分布模型^[6-7];Koller等提出了一种新的自适应方法,可以使背景不再局限于高斯正态分布模型,一旦得到参考背景,运动车辆作为前景目标便于提取^[8];Jun等采用运动光流法检测分割运动车辆的大致轮廓区域^[9];赵宇等利用自适应闭合框匹配运动车辆并实施跟踪,采用2个卡尔曼滤波器分别对车辆的形态与位置进行跟踪^[10-11]。

以上算法虽然对特定的道路环境能够获得较好的背景提取效果,但是由于中国城市交通的多样性与复杂性(如大、小型车辆车道混行、车流密度过大以及违规变道等现象),导致以上算法难以满足城市交通道路检测准确率与实时性的要求。道路背景检测是运动车辆能否准确提取的关键,因此,本文在背景差分法的基础上,提出一种基于贝叶斯概率模型的自适应背景检测算法,能够在复杂交通流中准确建立背景模型,从而提取出运动目标前景,然后在对运动目标进行轮廓分割与形态学处理的基础上,采用卡尔曼滤波对多个运动目标块进行实时检测跟踪。

1 背景检测

本文基于一般特征向量的贝叶斯决策算法来分类前景像素与背景像素,并利用特定的数据结构在线学习并更新特征向量。主要用2种特征来建立包含了静态与动态目标的背景:首先统计颜色特性描述静态背景,用色彩共生描述动态背景;其次利用检测到的静态与动态背景像素信息提取出前景目标。

1.1 背景与前景目标的分类

背景物体与其前景目标有着本质的差异性,通常存在一些显著特性,因此,就存在将背景与前景有效分离的可能性^[12]。设 \mathbf{V}_t 为特征向量 \mathbf{V} 在 t 时刻图像序列中像素点 s 提取的离散特征向量,在贝叶斯准则下, \mathbf{V}_t 来自于背景 b 或前景 f 的后验概率 $P(C|\mathbf{V}_t, s)$ 满足

$$P(C|\mathbf{V}_t, s) = \frac{P(\mathbf{V}_t|C, s)P(C|s)}{P(\mathbf{V}_t|s)} \quad (1)$$

式中: C 为前景 b 或背景 f ; $P(C|s)$ 为 b 或 f 的先验概率; $P(\mathbf{V}_t|C, s)$ 为 b 或 f 特征向量 \mathbf{V}_t 的条件概率; $P(\mathbf{V}_t|s)$ 为 \mathbf{V}_t 的概率。

根据贝叶斯决策准则,当像素点 s 满足下式时可被判定为来自背景目标

$$P(b|\mathbf{V}_t, s) > P(f|\mathbf{V}_t, s) \quad (2)$$

考虑到 \mathbf{V}_t 来自背景或前景目标,由全概率公式得到

$$P(\mathbf{V}_t|s) = P(\mathbf{V}_t|b, s)P(b|s) + P(\mathbf{V}_t|f, s)P(f|s) \quad (3)$$

将式(1)、(3)代入式(2)得到

$$2P(\mathbf{V}_t|b, s)P(b|s) > P(\mathbf{V}_t|s) \quad (4)$$

式(4)表明,如果能预先确定 $P(b|s)$ 、 $P(\mathbf{V}_t|s)$ 与 $P(\mathbf{V}_t|b, s)$,就可以将此像素点 s 判定为前景或背景,通常情况下这3个参数的数学表达式是未知的,但可根据试验数据通过统计方法由特征向量的直方图来确定。对一个有 L 个量化级、 n 维的特征向量, $P(\mathbf{V}_t|s)$ 或 $P(\mathbf{V}_t|b, s)$ 的联合直方图包含了 L^n 个bins(直方图中的小矩形)。

考虑到背景通常由一些非活动的、出现在场景中固定位置的目标组成,而前景往往是移动的,所以,如果设定的特征能够有效代表背景像素,来自于背景的那些特征向量将集中在一个特征直方图空间中一个很小的范围(如特征向量统计直方图背景或前景分布比例的阈值 M 为10%),而前景特征向量则较广地分布在剩余空间中(如 $1-M$ 为90%)。设 $P(\mathbf{V}_t^i|b, s)$ 是以降序值排列的特征直方图中的前 N 个bins,则存在一个小的整数值 N_1 使下式成立

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^{N_1} P(\mathbf{V}_i^t | b, s) > M \\ \sum_{i=1}^{N_1} P(\mathbf{V}_i^t | f, s) < 1 - M \end{cases} \quad (5)$$

式中: N 为直方图中降序排列的显著值前几项的选定数; \mathbf{V}_i^t 为第 i 个显著值对应像素的特征向量。

显然, 为了降低运算量与存储空间, 并满足应用实时性要求, 参数 L, n, N_1 取决于特征向量的合理选择, 均不宜过大。当 s 属于静止的背景目标时, 其颜色可以作为特征向量, 此时式(5)中 \mathbf{V}_i^t 为

$$\mathbf{V}_i^t = (r_t, g_t, b_t)^T$$

式中: r_t, g_t, b_t 分别为 t 时刻像素点 s 颜色的红、绿、蓝分量值。

当 s 属于运动的背景目标(如晃动的树枝)时, 考虑到帧间相似的像素改变总是发生在同样的位置区域, 因此, 帧间变化像素的颜色共生性可作为特征向量, 即

$$\mathbf{V}_i^t = (r_{t-1}, g_{t-1}, b_{t-1}, r_t, g_t, b_t)^T$$

基于贝叶斯概率准则的前景目标检测算法流程图见图1, 具体步骤如下。

(1) 首先检测视频流中未变化的像素, 并分别标识为静态或动态背景。

(2) 利用基于贝叶斯准则的学习策略将像素分为背景或前景。

(3) 将前景目标分离出来。

(4) 根据上述结果及时更新背景。

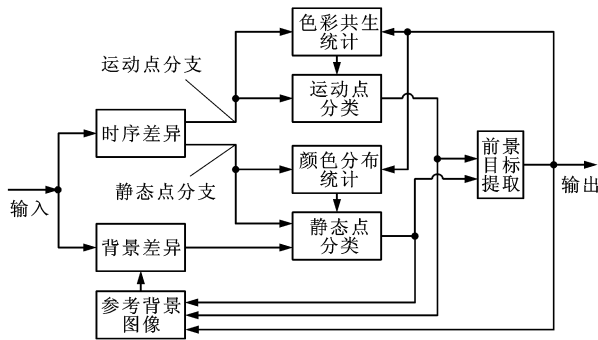


图1 算法流程

Fig. 1 Algorithm flow

该算法对每一类背景或者前景像素点的特征向量用一个特征统计特性表 S 来描述, 其中的元素表示为 $S_{V_i^t}^{t,i}$, 其中 $i=1, \dots, N_2$ ($N_2 > N_1$), 保存像素点 s 在 t 时刻的 N_2 个最显著的值, 每个元素都由3部分组成

$$\begin{cases} p_{V_i^t}^t = P(\mathbf{V}_i^t | s) \\ p_{V_b^t}^t = P(\mathbf{V}_i^t | b, s) \\ \mathbf{V}_i^t = (a_1^i, \dots, a_j^i, \dots, a_n^i)^T \end{cases} \quad (6)$$

式中: $p_{V_i^t}^t$ 为 $P(\mathbf{V}_i^t | s)$ 在 t 时刻的第 i 个值; $p_{V_b^t}^t$ 为 $P(\mathbf{V}_i^t | b, s)$ 在 t 时刻的第 i 个值; a_j^i 为统计表中保存的特征向量 \mathbf{V}_i^t 的元素值, 如颜色特征值为 r_t, g_t, b_t 。

特征表中的元素按照 $p_{V_i^t}^t$ 值的降序排列存储, 代表了特征向量 \mathbf{V}_i^t 的直方图中最重要的部分, 因此, 表中前 N_1 个元素足够覆盖背景元素特征向量的绝大部分, 可以用来划分背景与前景变化, 对背景像素而言, 满足 $p_{V_i^t}^t \approx p_{V_b^t}^t$, 否则 $p_{V_i^t}^t$ 远大于 $p_{V_b^t}^t$ 。

1.2 背景学习与自适应更新

随着气候、日照或者交通流等因素的改变, 城市交通道路背景也在不断发生渐变性变化(如光照改变)与突变性变化(如运动车辆突然停止在道路上)。首先针对渐变性背景的情况, 用特征向量 \mathbf{V}_i^t 对像素点 s 在 t 时刻进行前景、背景分类, 其基于颜色相关性的统计更新描述如下

$$\begin{cases} p_b^{t+1} = (1 - \alpha) p_b^t + \alpha M_b^t \\ p_{V_i^t}^{t+1,i} = (1 - \alpha) p_{V_i^t}^t + \alpha M_{V_i^t}^t \\ p_{V_b^t}^{t+1,i} = (1 - \alpha) p_{V_b^t}^t + \alpha (M_b^t \wedge M_{V_i^t}^t) \end{cases} \quad (7)$$

式中: α 为控制特征的学习速度更新速率, 可以根据实际情况调整优化; p_b^t 为 t 时刻像素点 s 分类为背景的概率值; M_b^t 为 t 时刻直方图背景点分布更新的控制参数; $M_{V_i^t}^t$ 为 t 时刻特征统计表 S 中特征向量显著值更新的控制参数。

如果 t 时刻最终的分割结果中像素点 s 被归类为背景, 则 M_b^t 为 1, 反之为 0; 当特征向量统计表 S 中的 \mathbf{V}_i^t 与 \mathbf{V}_i^t 最佳匹配时, 令 $M_{V_i^t}^t$ 为 1, 否则为 0。

在突变性背景情况下, 新背景像素的特征值在统计表 S 中将立刻成为主导成分, 当像素 s 的新背景特征值满足下式时, 可视为新的突发背景情况出现

$$P(f | s) \sum_{i=1}^{N_1} P(\mathbf{V}_i^t | f, s) > T \quad (8)$$

式中: T 为突变性背景发生的判断条件阈值, 一般取 70%~90%。

此时背景更新策略由式(7)变为

$$\begin{cases} p_b^{t+1} = 1 - p_b^t \\ p_{V_b^t}^{t+1,i} = (p_{V_b^t}^t - p_b^t p_{V_b^t}^t) / p_b^{t+1} \end{cases} \quad (9)$$

本文对交通干道上的交通视频场景进行多次试验, 结果表明: 在 L 为 128(静态背景像素时)或 64(动态背景像素时), N_1 为 25, N_2 为 40, α 为 0.005 时, 本算法生成背景具有很好的实时性与自适应性, 对背景中含有运动物体, 或者背景突变的情况具有优于传统背景差分法或高斯背景模型法的效果, 试验结果见图2。图2(a)、(b)分别为 $k_0, k_0 + 2$ 时

刻的原始输入帧;在图 2(c)、(d)中,缓慢变化的日照阴影、晃动的树叶及背向车道因红灯停止的车辆均被正确分类为背景;在图 2(e)背景差分法提取的背景中,运动缓慢的车辆被误判为背景;在图 2(f)高斯模型法提取的背景中,随时间产生误差积累,导致背景图片模糊拖影的现象。



图 2 三种算法的比较

Fig. 2 Comparison of 3 algorithms

2 车辆轮廓检测与运动跟踪

2.1 车辆轮廓检测

针对运动车辆分割后图像产生的类似孤立点、断点、空穴、毛刺等各种图像噪声,一般可用数学形态学的方法来消除细小斑块,填补空穴与光滑边界,从而使处理后的图像在保持了原有信息的同时,提高了车辆检测的精确度。

在图像形态学变换中,膨胀算法采用向量加法对 2 个集合进行合并运算。膨胀的运算符号为 \oplus ,如果图像集合 E 用结构元素集合 B 进行膨胀运算,则为 $E \oplus B$,如

$$E \oplus B = \{x \mid [(\hat{B})_x \cap E] \subseteq E\} \quad (10)$$

式中: E 为图像集合; B 为结构元素集合; x 为 B 的集合元素。

膨胀运算能够有效填补图像轮廓中的小空洞与缝隙,但也导致轮廓尺寸面积增大。为了保持轮廓的原有尺寸不变,必须采用另一种形态学算法——腐蚀算法与膨胀算法结合使用。形态学变换中的腐蚀算法(运算符号为 \ominus)为膨胀的对偶运算,采用向量减法将 2 个集合合并

$$E \ominus B = \{x \mid (B)_x \subseteq E\} \quad (11)$$

计算原始图像与腐蚀后图像的差,在图像中快速寻找物体轮廓,此外腐蚀运算还可以用来平滑、简化轮廓的结构,比如仅有少量像素宽度的轮廓区域或毛刺区域将被视为图像噪声已消除掉。

图 3 为提取的前景图像与背景图像,可以看出图 3(a)中由于车窗与地面颜色比较接近,导致图 3(c)中前景目标中空穴现象比较多,甚至出现车辆从玻璃车窗处分离现象;图 3(d)为利用形态学滤波的结果,较好地消除了噪声,填补了空洞,将分割的车辆重新连接在一起,实现了目标的精确提取。

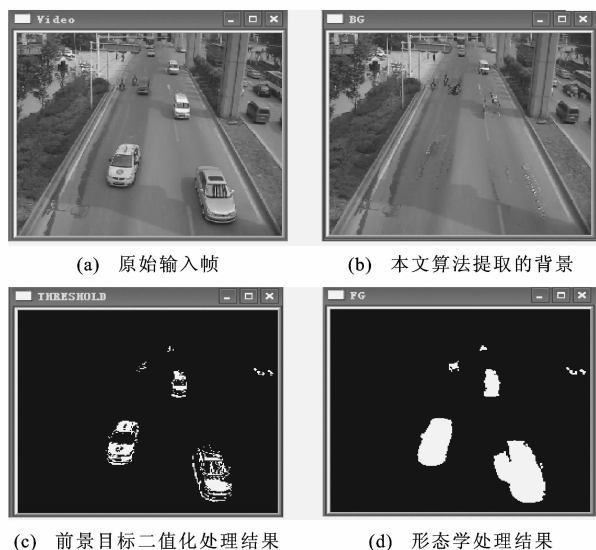


图 3 车辆轮廓提取

Fig. 3 Vehicle's contour extraction

2.2 基于卡尔曼滤波的运动车辆跟踪

与一般通用环境的背景图像不同,城市交通干道背景图像具有结构化的特点,同时运动车辆遵循一定的交通规则,其运动规律基本可循,因此,通过对采集视频样本的试验处理能够找到理想的算法参数。但是当出现交通拥挤或车辆意外停驶等不确定事件时,单独的背景自适应更新获得运动目标的方法仍然无法保证准确检测出前景运动车辆,因此,本文采用运动目标检测、实时跟踪的思路来解决上述问题。在理想情况下,如果可以在每一帧图像中准确获得运动目标的大小与位置,就能确定每辆车的

运动轨迹,即能够在两相邻图像帧间正确匹配每一运动目标。然而由于交通道路中每辆车并非恒定速度运动,同时光线变化、车辆遮挡、变道等众多干扰因素的存在,导致车辆运动在连续图像帧之间没有固定预测规律,甚至出现车辆短时间丢失的问题(丢帧),使得这种匹配方法在实际应用中的适应性差,准确率较低。

为了实现对运动车辆的有效跟踪,需要对其运动状态进行准确估测。常用的运动估测技术有灰色理论^[13]、卡尔曼滤波^[14]、粒子滤波^[15]等。本文利用卡尔曼滤波理论建立了运动车辆状态模型。20世纪60年代,数学家 Kalman 提出 Kalman 滤波理论,将状态空间模型引入滤波理论,用状态空间法描述系统,并导出一套递推估计算法。卡尔曼滤波为最优化自回归数据处理算法,采用信号与噪声的状态空间观测模型,以“预测—更新—修正”的顺序递推,只需得到上一时刻状态估计值以及当前状态观测值,就可以计算出当前状态的修正值。卡尔曼滤波不需要保存历史数据,因此,非常适合于图像实时处理。

本文在检测出运动车辆之后,采用卡尔曼滤波的车辆跟踪算法,利用车辆目标的空间距离及其相似性来判断2个相邻图像帧之间的车辆目标是否属于同一个目标,从而实现运动车辆的检测跟踪。具体实现思路如下:首先利用自适应贝叶斯背景检测法获得当前图像帧的前景(运动车辆区域),再通过形态学滤波获得运动车辆目标的轮廓矩形块尺寸与中心位置,然后采用卡尔曼滤波对这些车辆轮廓进行运动状态参数观测与估计,实现运动跟踪,算法流程见图4。图4中利用Kalman滤波理论从每一新读入图像帧中的初始跟踪目标来分析该目标轮廓尺寸与中心位置变化趋势,推测下一帧中的尺寸与所

在位置,利用最近邻法分析2个相邻图像帧间目标轮廓的变化情况与质心位置,判断属于同一运动车辆的目标,从而实现对运动车辆的实时跟踪。

在跟踪方法中,从图像帧中计算出运动车辆的轮廓尺寸、中心位置、运动速度与加速度等参数,采用卡尔曼滤波器建立当前帧中每个运动目标的观测参数方程。考虑到当前城市道路视频监控摄像头采集的图像采样率一般很高,相邻帧的运动目标变化不大,因此,可以将同一运动目标在相邻图像帧中的速度变化近似为线性的,在定义线性卡尔曼滤波器的状态模型中, t 时刻车辆的运动状态向量 $\mathbf{X}(t)$ 为

$$\mathbf{X}(t) = \mathbf{A}_t \mathbf{X}(t-1) + \boldsymbol{\omega}_{t-1} \quad (12)$$

式中: \mathbf{A}_t 为状态转移矩阵; $\boldsymbol{\omega}_{t-1}$ 为系统噪声测量误差。

本文采用10个自由度来描述车辆运动状态 $\mathbf{X}(t)$

$$\mathbf{X}(t) = (C_x, C_y, U_x, U_y, \phi_x, \phi_y, G, W, V_G, V_W)^T \quad (13)$$

式中: $C_x, C_y, U_x, U_y, \phi_x, \phi_y, G, W, V_G, V_W$ 分别为 t 时刻车辆轮廓中心在 x, y 坐标上的位置、速度、加速度以及车辆矩形块的高度、宽度与高度、宽度的变化率。

状态转移矩阵可以由下式推算

$$\begin{cases} C(t+1) = C(t) + U(t)\Delta t + \phi(t) \frac{\Delta t^2}{2} \\ U(t+1) = U(t) + \phi(t)\Delta t \\ \phi(t+1) = \phi(t) \end{cases} \quad (14)$$

式中: $C(t), U(t), \phi(t), \Delta t$ 分别为 t 时刻的坐标、速度、加速度与处理时间间隔。

式(12)中的状态转移矩阵 \mathbf{A}_t 为

$$\mathbf{A}_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

建立卡尔曼观测方程,观测向量 $\mathbf{Y}(t)$ 为

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{H}_t \mathbf{X}(t) + \boldsymbol{\sigma}_t \quad (16)$$

式中: \mathbf{H}_t 为观测矩阵; $\boldsymbol{\sigma}_t$ 为观测误差。

观测向量 $\mathbf{Y}(t)$ 还可定义为

$$\mathbf{Y}(t) = (C_x, C_y, G, W)^T \quad (17)$$

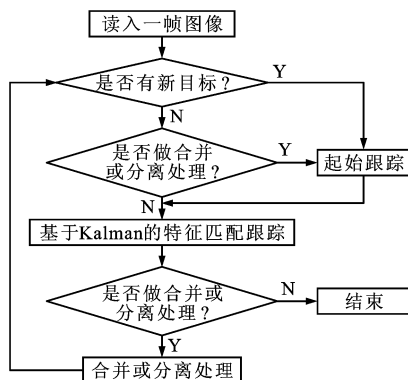


图4 运动车辆跟踪流程

Fig. 4 Tracking flow of moving vehicle

观测矩阵 H_t 为

$$H_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

检测到运动车辆进入设定区域后,目标跟踪程序初始化卡尔曼滤波器的各项参数,前一帧的计算结果为状态变量 $X(t-1)$,当前帧的结果为观测值 $Y(t)$,然后通过卡尔曼滤波递推获得估测值。卡尔曼滤波算法预测与估计更新后的运动车辆检测跟踪试验结果见图 5。在图 5(c)、(d)中,在交通拥挤、车辆局部遮挡等干扰情况下,如小型车辆逐渐接近大车尾部,仍有较准确的检测结果,表明该算法能够有效地提高多运动车辆目标跟踪的实时性与准确率。在此运动跟踪过程中获得的每一运动目标的轮廓矩形块尺寸,可作为车辆种类识别与统计的依据,其中中心位置的坐标变化可作为行车轨迹数据。

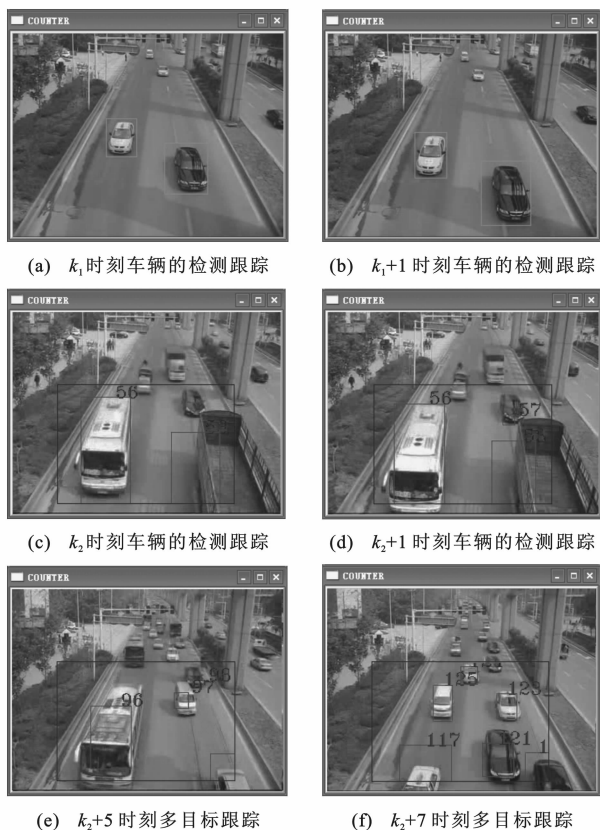


图 5 车辆检测与跟踪结果

Fig. 5 Vehicle detecting and tracking result

3 试验结果分析

在实际应用中,交通流采集系统通过道路监控 CCD 摄像机获取路面交通状况,然后通过专用传输网络将视频流实时传输到交通中央控制管理系统进

行处理。本文采用一台专业摄像设备,在白天正常气候条件下,于重庆市某交通干道上(单向 3 车道)的人行天桥上模拟道路监控设置方式完成交通流视频的多次采集,然后采用本文算法对采集到的交通流视频进行试验。原始标清视频码率较高,分辨率为 640×480 像素,不太适宜图像检测的实时处理,并且目前城市道路视频监控系统通常达不到这么高的分辨率,因此,本文将此视频转换为 320×240 像素的低分辨率视频,这是城市道路视频监控系统摄像头的采集标准。作为对比,本文用所提出的方法分别对高分辨率与低分辨率视频进行了运动车辆检测与跟踪试验,完成了车辆的自动分类检测与统计计数功能,其中一个典型的试验结果分别见表 1、2。针对 320×240 像素的视频,即使未设置感兴趣区域,本文算法也能到达 $25 \text{ 帧} \cdot \text{s}^{-1}$ 的实时处理速度。

表 1 高分辨率视频试验结果

Tab. 1 Experimental result of high resolution video

车型	实际数/veh	检测数/veh	误检数/veh	检测率/%
小车	25	28	3	88
大车	4	5	1	75
摩托车	3	3	0	100
总数	32	36	4	87

表 2 低分辨率视频试验结果

Tab. 2 Experimental result of low resolution video

车型	实际数/veh	检测数/veh	误检数/veh	检测率/%
小车	116	113	3	97
大车	15	12	3	80
摩托车	11	9	2	82
总数	142	134	8	94

由表 1、2 可以看出:本文的自适应背景检测方法能够较好地处理光线变化干扰(比如图像中的阴影)、树木晃动与车辆突然停驶等的影响;基于卡尔曼滤波的运动跟踪算法能够准确跟踪各类运动车辆,能正确处理车辆部分遮挡问题,对车流量的平均检测率较高,分别为 87%、94%。

处理分辨率为 640×480 像素的标清视频,其误检率主要是由多检测目标导致,而处理分辨率为 320×240 像素的视频,其误检率则主要由漏检引起。误检原因大致如下。

(1)摄像机置于人行天桥上,未严格固定,在采集的标清视频分辨率高的情况下,轻微的桥面与摄像机晃动对路面背景的正确检测产生了干扰;同时,在标清分辨率下,易将一个目标分割为 2 个,最终导致检测车辆多于实际车辆。

(2)另一方面,采用低分辨率视频检测车辆,虽然降低了晃动影响,但是低分辨的视频也使一些与背景色相近的车辆与小型车辆不易被检测出来,从而导致漏检。

(3)本文算法能够较好地解决车辆部分遮挡问题,但是对完全遮挡且时间间隔较长的情况,仍然无法准确跟踪,因此,考虑到道路监控摄像的目的与交通流采集并非完全一致,建议在大交通流量或复杂路段单独设置摄像机,并固定安装到车道的正上方采集交通视频,保证合适高度以俯视角度摄取交通路况,从而避免车辆完全遮拦问题所带来的检测与跟踪误差。

4 结 语

本文基于贝叶斯概率算法的背景检测方法与基于卡尔曼滤波的车辆运动跟踪方法具有高效、实时的特点,在复杂交通环境具有较好的抗干扰能力,检测准确率较高。下一步的研究将考虑有效消除车辆阴影干扰与解决夜间低照度的车辆检测跟踪等,进一步提高检测算法在各种交通环境下的准确率与鲁棒性。

参考文献:

References:

- [1] 杨国亮,王志良,牟世堂,等.一种改进的光流算法[J].计算机工程,2006,32(15):187-188,226.
YANG Guo-liang, WANG Zhi-liang, MU Shi-tang, et al. An improved optical flow algorithm[J]. Computer Engineering, 2006, 32(15): 187-188, 226. (in Chinese)
- [2] 郑锦,李波.视频序列中运动对象检测技术的研究现状与展望[J].计算机应用研究,2008,25(12):3534-3540.
ZHENG Jin, LI Bo. Prospects and current studies on motion object detection in video sequences[J]. Application Research of Computers, 2008, 25(12): 3534-3540. (in Chinese)
- [3] 查成东,王长松,崔巍.背景差方法在复杂场景条件下的应用[J].计算机工程与设计,2008,29(4):894-895.
ZHA Cheng-dong, WANG Chang-song, CUI Wei. Application of background subtraction under complex scene[J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(4): 894-895. (in Chinese)
- [4] 田军,魏振华,武思远.能量法的自适应背景更新算法[J].计算机科学与探索,2009,3(2):218-224.
TIAN Jun, WEI Zhen-hua, WU Si-yuan. A self-adaptive background updating algorithm of energy method[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2009, 3(2): 218-224. (in Chinese)
- [5] SONG K T, TAI J C. Real-time background estimation of traffic imagery using group-based histogram[J]. Journal of Information Science and Engineering, 2008(24): 411-423.
- [6] TANIGUCHI H, NAKAMURA T, FURUSAWA H. Methods of traffic flow measurement using spatio-temporal image[C]//IEEE. Proceedings of 1999 International Conference on Image processing. Kobe: IEEE, 1999: 16-20.
- [7] WAKABAYASHI Y, AOKI M. Traffic flow measurement using stereo slit camera[C]//IEEE. Proceedings of the 7th international Conference on Intelligent Transportation Systems. Washington DC: IEEE, 2004: 7-12.
- [8] KOLLER D, WEBER J, HUANG T, et al. Towards robust automatic traffic scene analysis in real-time [C]//IEEE. Proceeding of the 33rd of IEEE Conference on Pattern Recognition. Jerusalem: IEEE, 1994: 126-131.
- [9] JUN G, AGGARWAL J K, GOKMEN M. Tracking and segmentation of highway vehicles in cluttered and crowded scenes[C]//IEEE. Proceedings of the 2008 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Copper Mountain: IEEE, 2008: 1-6.
- [10] 赵宇.视频处理中的目标分割与跟踪的研究[D].北京:中国科学院,2004.
ZHAO Yu. The research of object segmentation and tracking in video processing[D]. Beijing: Chinese Academy of Sciences, 2004. (in Chinese)
- [11] TAMERSOY B, AGGARWAL J K. Robust vehicle detection for tracking in highway surveillance videos using unsupervised learning[C]//IEEE. Proceedings of the 2009 Sixth IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Genova: IEEE, 2009: 529-534.
- [12] LI Li-yuan, HUANG Wei-min, GUI Y, et al. Statistical modeling of complex backgrounds for foreground object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(11): 1459-1472.
- [13] 袁基伟,史忠科.一种基于灰色预测模型 GM(1,1)的运动车辆跟踪方法[J].控制与决策,2006,21(3):300-304.
YUAN Ji-wei, SHI Zhong-ke. A method of vehicle tracking based on GM(1,1)[J]. Control and Decision, 2006, 21(3): 300-304. (in Chinese)
- [14] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Transactions of the ASME—Journal of Basic Engineering, 1960(82): 35-45.
- [15] STORVIK G. Particle filters for state space models with the presence of unknown static parameters[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 281-289.