

基于 MSPF 的实时监控多目标 跟踪算法研究

王相海^{1,2} 方玲玲² 丛志环¹

摘要 近年来,实时监控下多目标跟踪作为智能交通系统(Intelligent transportation system, ITS)的重要组成部分受到关注.传统多目标跟踪方法通常具有处理速度慢、容易对交叉行进车辆产生误匹配等问题.本文首先对基于贝叶斯规则的车辆视频复杂背景的建模及运动目标的检测进行研究,在此基础上提出一种基于 Mean shift 粒子滤波(Mean shift particle filter, MSPF)的多目标跟踪算法,首先对每一目标车辆在下一帧可能出现的范围进行预测,对单目标和多目标情况采用不同的检测策略,避免了全局搜索,提高了跟踪速度;通过构造基于最新观测信息的重要性密度函数,提高了 MSPF 算法在复杂背景情况下追踪部分遮挡及交叉车辆的准确性和鲁棒性.仿真实验结果验证了所提出算法的有效性.

关键词 视频车辆,多目标跟踪,Mean shift 粒子滤波,鲁棒性

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00139

Research on Real-time Multi-target Tracking Algorithm Based on MSPF

WANG Xiang-Hai^{1,2} FANG Ling-Ling² CONG Zhi-Huan¹

Abstract Recently, real-time monitoring multi-target tracking as an important component of intelligent transportation system (ITS) has been paid much attention. The traditional multi-target tracking algorithm has problems that the processing speed is slow and the false matches may happen when vehicles cross. Firstly, the algorithm detects moving targets through modeling a complex background based on Bayesian rules, then introduces a multi-target tracking algorithm based on mean shift particle filter (MSPF). Firstly, the algorithm predicts the extent possible by the use of MSPF for each vehicle in the next frame, uses different detection strategies for simple or multiple targets to avoid a global search and improve the tracking speed; by constructing the importance density function based on the latest observations, the algorithm can achieve an accurate and robust tracking in the part of the block and cross-vehicle. Simulation results verify the proposed algorithm.

Key words Video vehicle, multi-target tracking, mean shift particle filter (MSPF), robustness

收稿日期 2009-12-07 录用日期 2011-09-05

Manuscript received December 7, 2009; accepted September 5, 2011
辽宁省自然科学基金项目(20102123), 辽宁“百千万人才工程”项目(2008921036), 南京邮电大学图像处理与图像通信江苏省重点实验室开放基金(LBEK2010003), 计算机软件新技术国家重点实验室开放基金(KFKT2011B11)资助

Supported by Natural Science Fund Projects in Liaoning Province (20102123), “Thousands of Talent Project” in Liaoning Province (2008921036), Open Foundation of Image Processing and Image Communication Key Laboratory in Nanjing University of Posts and Telecommunications, Jiangsu Province (LBEK2010003), and Open Foundation of State Key Laboratory for Novel Software Technology (KFKT2011B11)

本文责任编辑 韩崇昭

Recommended by Associate Editor HAN Chong-Zhao

1. 辽宁师范大学计算机与信息技术学院 大连 116029 2. 苏州大学江苏省计算机信息处理技术重点实验室 苏州 215006

1. College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029 2. Provincial Key Laboratory for Computer Information Processing Technology, Soochow University, Suzhou 215006

城市化科技进程的快速发展使交通车辆视频监控成为受到关注的研究领域,作为智能交通系统(Intelligent transportation system, ITS)的一个核心内容,复杂环境下多车辆的检测与跟踪是车辆行为分析和判断的前提,其检测与跟踪速度、精度和复杂环境下的鲁棒性等成为目前亟待解决的一个关键问题,同时也是衡量智能交通系统有效性的重要指标^[1-3].近年来,人们对不同环境的多目标视频跟踪(Multi-target tracking, MTT)问题进行了积极的研究,提出了一些有效的解决方案,文献[4]利用卡尔曼方法对车辆在下一帧中可能会出现的位置范围进行预测,对可能出现的多个位置的情况,则利用基于局部二值模式(Local binary pattern, LBP)的特征匹配方法进一步确定,以找到车辆在下一帧的实际位置.虽然该方法因未对车辆特征匹配中的颜色特性进行考虑,而对于行走不规则的车辆通常会出现跟踪错误,但能够有效解决交叉情况下车辆的实时性跟踪.针对该问题,文献[5]在目标跟踪算法中引入了 Mean shift 方法,从而对目标的交叉、摄像机的抖动和目标尺度的变化等问题具有很好的适应性,但算法主要还是适用于单目标情况的跟踪.针对一般的非高斯和非线性建模,文献[6]提出一种基于粒子滤波(Particle filter, PF)的多目标跟踪算法,在跟踪过程中进行粒子和图像空间的映像,不但能对新进入区域或离开区域的目标粒子及时予以建立和消除,而且还有效地解决了车辆交叉时粒子滤波联合分布计算量过大的问题,但该方法的弱点是实时性较差.此外,文献[7]还提出了一种基于 Mean shift 粒子滤波(Mean shift particle filter, MSPF)的 MTT 算法,首先构建基于 PF 的目标初始化参考模型,然后进行 Mean shift 算法跟踪,并通过 PF 与 Mean shift 算法间的转换实现多目标的自动检测与跟踪,但算法事先设定了背景模型,仅是 MSPF 算法的简单场景模拟,如若遇到复杂环境(如实际交通场景),还需要考虑如目标识别、目标重叠与分离等系列问题,所以仅用上述算法并不能完成多目标跟踪实时性操作.针对上述问题,文献[8]能很好地进行解决,首先采用背景差分法对车辆目标进行检测,记录下其对应的质心位置,然后利用区域匹配方法对其进行跟踪,即利用下一帧出现的所有车辆质心位置与原车辆质心位置进行欧氏距离的计算,得到的最小值所对应的车辆就是原车辆在这一帧的实际位置.该算法的鲁棒性不是很好,比如对于车辆较少情况通常能获得较精确的跟踪,但当环境发生诸如树叶飘动的变化以及车辆出现交叉或遮挡等情况时,其跟踪精度会受到很大影响.本文提出一种基于 MSPF 的多目标车辆跟踪算法.首先对视频车辆所处的复杂背景进行基于贝叶斯规则的建模,并对场景中的孤立噪声点进行基于形态学梯度方法的噪声去除和漏洞修补,通过利用运动目标在前一帧与当前帧的对应关系,对目标可能出现的范围进行预测,进而搜索并判断搜索范围内是否存在目标,并根据目标出现的情况进行相应处理:若不存在,则表明目标车辆离开区域,除去数组中的候选目标;若仅存在一个目标,则该目标为车辆下一帧的运行位置,同时对数组中候选目标的信息进行更新;否则进行基于 Mean shift 算法的颜色相似度特征匹配,以确定最佳匹配目标.算法由于提前进行了搜索范围限定,从而大大减少了计算时间.此外,通过将最新观测信息结合到 MSPF 算法重要性密度函数的构造中,使算法更加符合真实状态的后验概率分布,从而提高了复杂环境下多目标跟踪的精确性和鲁棒性.

1 MSPF

1.1 粒子滤波与 Mean shift 算法

粒子滤波(PF)算法是一种基于蒙特卡洛仿真的数值近似计算方法^[9],该方法通过具有权值的粒子代替后验概率分布的积分运算,在帧间进行多粒子信息的传递,克服了传统“峰值”信息的片面性,在局部遮挡环境下具有较强的鲁棒性.为了在搜索区域内确定与待跟踪目标具有最大相似度的候选目标,Mean shift 算法^[10]在跟踪帧中采用了基于核函数加权跟踪目标的直方图分布模型^[11],对应的候选区域模型如下:

$$p(h) = C \cdot \sum_{i=1}^N P_{\text{pos}}(s_i) \delta(s_i - u) \quad (1)$$

其中, C 是归一化常数, N 为所取目标像素点的个数, P_{pos} 表示 s_i 点属于目标的概率值, δ 是冲激函数, u 为直方图的颜色索引,取值范围为 $[1, L]$.然后,利用 BH (Bhattacharyya) 系数作为相似度函数:

$$\rho(p, q) = \sum_{k=1}^L \sqrt{p(k) \cdot q} \quad (2)$$

其中, q 为初始帧中给定目标车辆的颜色直方图统计.一般 BH 系数 ρ 越大,表明候选区域与目标区域的分布越接近.接下来根据 ρ 计算出相应的均值 μ 和方差 σ^2 :

$$\mu = \sum_{i=1}^n (s(x, y)_i - s(x, y)_1) \rho_i \quad (3)$$

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (s(x, y)_i - s(x, y)_1 - \mu)^2}{n} \quad (4)$$

其中, $\{s(x, y)_i\}_{i=1}^n$ 为粒子,其含义为目标车辆可能的位置坐标, n 为车辆目标的迭代次数.这样可使搜索区域始终沿着密度增加的方向(即 BH 系数增大)移动.

1.2 MSPF 过程

本文将 Mean shift 算法与 PF 相结合,提出了如下 MSPF 过程:

步骤 1. 粒子的初始化

本文采用车辆的位置坐标作为粒子的表示方式,其表现形式如下:

$\{(s_t^{(i)}, w_t^{(i)}) | i = 1, 2, \dots, N\}$, $\sum_{i=1}^N w_t^{(i)} = 1$, 其中, i 表示 t 帧中第 i 个粒子,粒子 s 表示目标的位置坐标 $s_t^{(i)} = [x_t^{(i)}, y_t^{(i)}]$, 权值的初始值为 $w_t^{(i)} = 1/N$.

步骤 2. 建立状态转换模型

考虑到相邻帧目标运动形式的相关性,这样可将前面几帧移动位置的平均值作为当前帧运动的参考值.基于此建立如下模型以获得状态的先验概率:

$$s_t = A s_{t-1} + B s_{t-2} + C \omega_{t-1} \quad (5)$$

其中, $s_t = A s_{t-1} + B s_{t-2} + C \omega_{t-1}$ 为第 i 帧车辆所在位置的坐标, A, B, C 为粒子的传播半径, ω_{t-1} 为表示噪声干扰的随机数.

步骤 3. 建立系统观测模型

通过观测值对步骤 2 中获得的先验概率进行修正, 以获得状态的后验概率, 这里观测值是通过式 (2)~(4) 所确定的当前帧目标与初始帧目标的特征相似度 ρ , 以及相应的均值 μ 和方差 σ^2 通过高斯调制获得的, 其过程如下:

计算 $\mathbf{s}_{t-1}^{(i)}$ 的概率密度函数:

$$p(\mathbf{s}_t | \mathbf{s}_{t-1}^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2}\rho_i^2\right\} \quad (6)$$

更新粒子权值:

$$w_t^{(i)} = w_{t-1}^i p(\mathbf{s}_t | \mathbf{s}_{t-1}^{(i)}) \quad (7)$$

计算粒子的候选区域与目标区域模型间的 BH 系数来获得每个粒子的概率密度 $p(\mathbf{s}_t | \mathbf{s}_{t-1}^{(i)})$, 以更新粒子权值.

步骤 4. 归一化权值

$$w_t^{(i)} = \frac{w_t^{(i)}}{\left| \sum_{j=1}^N w_t^{(j)} \right|} \quad (8)$$

步骤 5. 目标位置的确定

$$\mathbf{s}_t = \sum_{i=1}^N \mathbf{s}_t^{(i)} * w_t^{(i)} \quad (9)$$

步骤 6. 重采样

通过对步骤 3 中的粒子权值重新选择, 保留具有权值较大的粒子, 同时舍弃一些权值较小的粒子.

可以看出, 由于利用了 Mean shift 算法的特性来计算粒子的权值, 使得粒子沿着密度增加最大的方向进行移动, 以达到采用较少粒子实现多粒子滤波算法效果的目的, 从而可以较小的计算量搜索目标可能出现的范围. 图 1 给出了 MSPF 的示意图, 其中用圆球面积来表示粒子的权值大小. 整个 MSPF 包含三部分: 部分 I 中的六角形为初始粒子, 三角形为

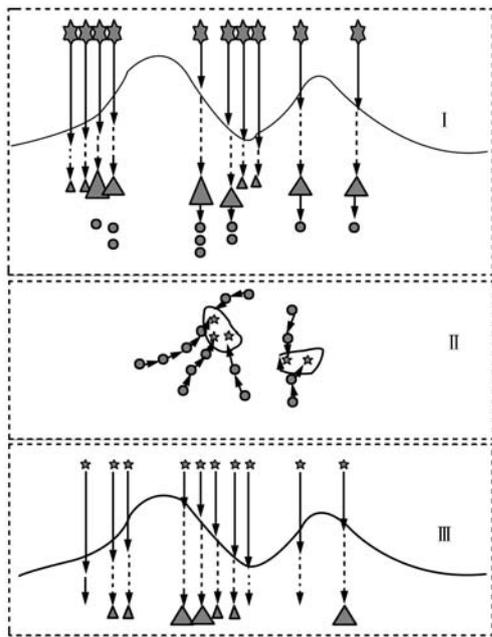


图 1 MSPF 过程示意图

Fig. 1 MSPF procedure illustration

采样后具有不同权值的粒子, 较大权重的粒子将衍生出更多的圆形部分的粒子, 而较小权重的粒子将会被舍弃; 部分 II 为利用 Mean shift 对粒子进行调节的过程, 将通过系统的观测模型对粒子的位置参数进行逐渐收敛; 部分 III 为部分 II 处理后的传递到下一帧的粒子, 通过状态转换模型对粒子进行进一步的更新, 从而获得最终粒子.

2 基于 MSPF 的实时多目标跟踪

2.1 基本思想

首先检测到所有运动车辆, 将其作为候选目标予以保存, 然后按照目标帧间的对应关系, 利用 MSPF 算法分别预测每一目标车辆在下一帧可能出现的范围, 通过对下一帧预测范围的检测, 确定该范围内车辆的数目, 如果仅存在一个车辆, 该车辆所在位置即为对应车辆下一时刻的位置, 更新所保存的目标信息; 如果多于一辆, 则通过计算车辆之间的 BH 系数确定最佳匹配位置. 由于所使用的重要性密度函数结合了当前最新的观测信息, 从而使算法更加符合真实状态的后验概率分布. 这样在避免进行全局搜索的同时, 很好地解决了目标车辆交叉过程所带来的问题. 算法的流程图见图 2.

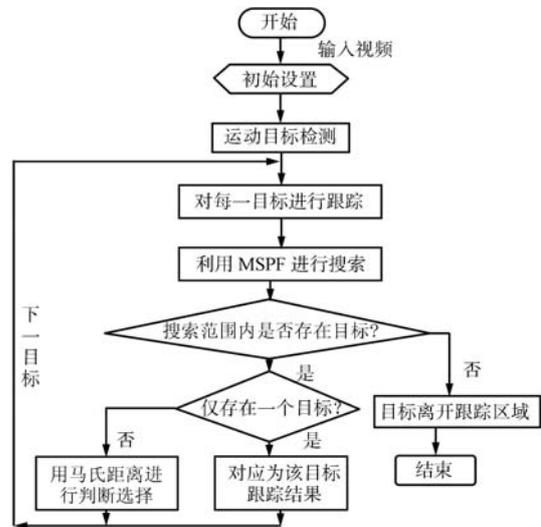


图 2 基于 MSPF 的颜色特征匹配方法跟踪流程图

Fig. 2 Flow chart for color character matching algorithm based on MSPF

2.2 初始目标的检测

进行运动车辆跟踪前, 首先判断是否存在运动的车辆, 如果存在则对其进行初始位置的检测, 以确定要跟踪的目标和车辆. 由于背景差分法所分割的运动信息具有很好的完整性和实时性, 同时帧间差分法通过利用时间序列图像上的差分图像进行检测, 从而能适应较大环境变化的情形^[12], 这样本文以这两种方法为基础, 通过贝叶斯方法对前景背景分类: 首先对帧图像差分进行全局阈值化, 以检测出场景中的运动区域, 然后通过贝叶斯学习策略对其进行运动背景抑制, 完成前景目标的检测; 最后对背景进行更新, 以适应环境的实时变换特性. 进一步, 通过梯度形态学方法来移除检测结果中的孤立小块, 并填充前景中出现的漏洞. 具体流程如图 3 所示.

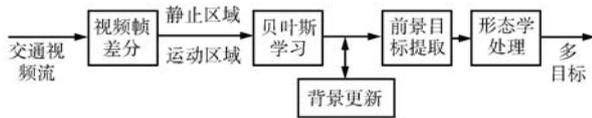


图3 初始目标检测框图

Fig.3 Diagram for initial object detection

2.3 基于 MSPF 的特征匹配

特征匹配是指通过获取某一帧中跟踪目标的特征属性,在下一帧的待选区域中寻找与其具有最大相似度的位置来作为此帧的目标位置.由于跟踪过程中车辆的颜色特征较为稳定,且受形状的变化和遮挡的影响较小,本文通过 Mean shift 的颜色特征模型来确定下一帧具有较大 BH 系数的目标,并结合 MSPF 算法进行碰撞裁决,以避免车辆交叉所带来的跟踪错误;同时利用获得的信息更新 MSPF 的密度函数参数,使其在很好把握目标运动规律基础上,对跟踪结果做进一步的预测.

2.4 算法的实现

所提出的算法共包括 3 个主要过程:初始运动目标检测(目标模型用椭圆形表示)、MSPF 算法和特征匹配.其中, $s(n)$ 为当前帧所搜索到的粒子; $Assigned_tar(n)$ 为预跟踪表中的车辆, n 表示检测到的具体车辆的个数, N 为所取粒子数目, k 为算法的执行次数, ρ 为 BH 系数, w 为粒子权值, reg_num 为搜索区域内可能出现的车辆个数.下列 A, B, C 分别为车辆跟踪场景下粒子滤波状态的转移矩阵(该矩阵通过实验场景的统计获得,对于其他场景的状态转移矩阵,需要针对当前情况进行相应的调整):

$$A = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

$$C = \begin{pmatrix} 1 & 0.6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0.6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

算法主要过程如下:

步骤 1. 初始化

- $k = 0; \omega = 1/N;$
- i 为标记变量,初值为 1;
- j 为对应前一帧的车辆计数,初值为 1.

步骤 2. 检测目标

步骤 2.1. 检测运动目标

采用颜色共生特征描述每一帧的像素点来区分静止和运动的像素点,对物体进行基于静止和移动特性的分类以获得目标 s_k ;

步骤 2.2. 形态学处理

去除由噪声引起的较小的虚假目标;

步骤 2.3. 新目标检测

对检测到的 s_k 分类,与 $Assigned_tar(n)$ 中的目标进

行比较,如无一相似,则将其加入到 $Assigned_tar(n)$ 中.

步骤 2.4. 颜色统计

对上一帧中 $Assigned_tar(n)$ 目标通过式 (1) 进行直方图统计 $p_0(j)$;

步骤 3. MSPF 过程

步骤 3.1. 循环处理

For $j = 1, \dots, n$

1) 初始化

对 s_k 进行基于式 (1) 的统计直方图计算 q_k ;

2) 对 s_k 中粒子做如下操作

利用式 (1) 计算 $s_{k+1}(j)$ 中目标的统计直方图

$q_{k+1}(j)$;

利用式 (2) 计算 q_k 与 q_{k+1} 之间的相似程度

$\rho(q_k, q_{k+1})$;

利用 A, B, C 进行状态转换,即通过式 (5) 得到

$s_{k+1}(j)$;

End For

步骤 3.2. 对权值 w 进行更新:利用式 (6) 和 (7) 对 ρ 值进行操作.

步骤 3.3. 利用式 (8) 对权重值 w 进行归一化处理.

步骤 3.4. 重采样:即去除具有较小权值的粒子.

步骤 3.5. 统计结果:通过式 (9) 来确定目标的大概位置和可能目标数 $num(n)$.

步骤 4. 特征匹配

For $j = 1, \dots, n$

if $num(j) == 0$

then 目标离开区域, delete $Assigned_tar(j)$;

else if $num(j) == 1$

then $Assigned_tar(j) = s(j)$, 对应为跟踪结果;

else 匹配操作:

1) 利用式 (1) 计算 $t = num(j)$ 中 $s(t)$ 的颜色特征 $p_t(j)$;

2) 与 $p(j)$ 比较,通过式 (2) 来分别计算对应的相似性系数 $\rho(j)$;

3) 确定 $\rho(j)$ 的最小值 $\rho(\min)$

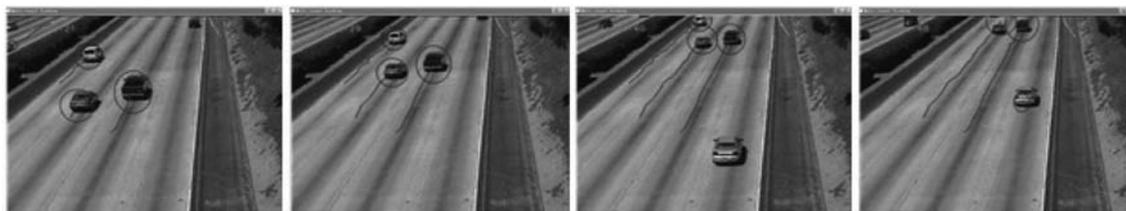
4) $Assigned_tar(\min) = s(\min)$

End For

步骤 5. 重复进行步骤 2~4,直到视频结束.

3 实验与分析

为了验证本文算法的有效性,分别选用了三段不同的运行环境和不同的行走路线的单目交通车辆视频进行仿真试验.视频流的格式为 avi(记为视频 1, 2 和 3),帧数分别为 500 帧, 14785 帧和 690 帧,包含了多车辆的直线行走、车辆的交叉行走、车辆的拐弯以及多车辆的十字路口行进等情况.跟踪结果如图 4 所示,车辆用椭圆来表示,其中图 4(a) 为多车辆直线行走情况,从出现到离开场景又有其他车辆出现为止,对应帧数分别为 121, 129, 140 和 148;图 4(b) 为两车辆发生交叉以及多车辆拐弯的情况,对应帧数分别为 522, 687, 711 和 730;图 4(c) 表示对应十字路口的视频,对应帧数分别为 278, 438, 652 和 660.为了对算法跟踪目标准确度进行定量分析,表 1~3 分别给出了算法跟踪三个视频流时“跟踪丢失”和“跟踪错误”的统计,并与文献 [6] 进行了对比,表中数据的分子部分为对应跟踪丢失或跟踪错误的车辆数,而分母则为跟踪过程中的车辆数目,前 100 帧为背景建模过程,



(a) 视频 1 中多车辆直线行走的跟踪结果

(a) Straight driving vehicle tracking results on Video 1



(b) 视频 2 中两车辆交叉以及拐弯等情况跟踪结果

(b) Turning and crossover driving vehicle tracking results on Video 2



(c) 视频 3 中十字路口车辆跟踪结果

(c) Crossroad vehicle tracking results on Video 3

图 4 多车辆视频跟踪

Fig. 4 Multiple video vehicles tracking

表 1 视频 1 中 MTT 结果性能比较

Table 1 MTT performance comparison on Video 1

视频帧范围	跟踪丢失		跟踪错误	
	本文方法	文献 [8]	本文方法	文献 [6]
100 ~ 200	0/11	1/11	1/11	4/11
200 ~ 300	0/9	3/9	1/9	2/9
300 ~ 400	1/6	2/6	2/6	2/6
400 ~ 500	2/7	2/7	1/7	2/7

表 2 视频 2 中 MTT 结果性能比较

Table 2 MTT performance comparison on Video 2

视频帧范围	跟踪丢失		跟踪错误	
	本文方法	文献 [8]	本文方法	文献 [6]
100 ~ 2500	1/12	1/12	0/12	2/12
2500 ~ 5000	0/4	0/4	0/4	0/4
5000 ~ 7500	1/9	1/9	0/9	1/9
7500 ~ 10000	0/7	0/7	0/7	1/7
10000 ~ 12500	1/12	3/12	0/12	2/12
12500 ~ 14785	1/10	1/10	0/10	2/10

表 3 视频 3 中 MTT 结果性能比较

Table 3 MTT performance comparison on Video 3

视频帧范围	跟踪丢失		跟踪错误	
	本文方法	文献 [8]	本文方法	文献 [6]
100-550	0/4	0/4	0/4	0/4
550-690	0/8	1/8	1/8	2/8

表 4 实时性比较
Table 4 Real-time comparison

视频流	每帧处理时间 (ms)		粒子数	
	本文方法	文献 [8]	本文方法	粒子滤波
直线行走	35	120	30	150
拐弯	48	150	35	180
十字路口	32	117	30	150

考虑到有些帧范围内车辆较少, 故帧之间的范围较大。

从实验结果可以看出, 对于诸如遮挡和交叉行走等不同环境车辆追踪, 所提出的算法具有跟踪丢失和错误较少、跟踪准确性较高等特点, 较文献 [8] 具有更好的性能, 这是由于文献 [8] 采用了区域匹配策略, 通过计算当前帧跟踪目标的位置与下一帧所有可能区域中待选位置的相似性进行度量, 虽然在车辆较少时可获得较高的跟踪精度, 但当目标发生交叉时, 极易产生跟踪错误。此外, 通过对算法的实时性能进行分析 (参见表 4) 可以看出, 本文算法较文献 [8] 具有更好的实时特性; 同时较单独基于粒子滤波的搜索范围限定需要更少的粒子。

4 结束语

本文提出一种基于实时监控的多目标车辆跟踪算法, 首先对运动目标进行检测, 在进行颜色特征匹配的基础上, 利用 MSPF 对目标车辆在下一帧可能出现的范围进行预测, 对多于一个目标车辆的情况, 通过基于颜色特征的马氏距离计算目标间的相似度来确定最可能的位置。由于在具体的跟踪过程中利用了 MSPF 算法中更符合真实状态的后验概率分布, 这样在不进行全局搜索的情况下较好地解决了车辆交叉所带来的误匹配等问题。与区域匹配方法相比, 所提出的算法可更准确地对多目标车辆进行跟踪。此外, 对于诸如交叉和部分遮挡等较为复杂的环境, 算法仍然能够快速且准确地同时对多个目标车辆进行跟踪。目前, 本文算法所存在的一个局限是当车辆的下一帧位置出现多个颜色相同的目标情况时, 算法还无法准确地予以判断, 这是由于考虑到算法的运算速度, 仅采用了颜色特征对车辆下一帧的目标进行判断来选择其对应的实际位置, 下一步将在该问题的多特征判断上进行深入的研究。

References

- 1 Yan Jie-Feng. Research on Vehicle Detection and Segmentation Methods in Video Based Traffic Surveillance [Ph.D. dissertation], University of Science and Technology of China, China, 2008
(严捷丰. 交通视频监控中的车辆检测与分割方法研究 [博士学位论文], 中国科学技术大学, 中国, 2008)
- 2 Wang Kun-Feng, Li Zhen-Jiang, Tang Shu-Ming. Visual traffic data collection approach based on multi-features fusion. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(3): 322–330
(王坤峰, 李镇江, 汤淑明. 基于多特征融合的视频交通数据采集方法. 自动化学报, 2011, **37**(3): 322–330)
- 3 Wu Cong, Li Bo, Dong Rong, Chen Qi-Mei. Detecting traffic parameters based on vehicle clustering from video. *Acta Automatica Sinica*, 2011, **37**(5): 569–576
(吴聪, 李勃, 董蓉, 陈启美. 基于车型聚类的交通流参数视频检测. 自动化学报, 2011, **37**(5): 569–576)
- 4 Zhao Z X, Yu S Q, Wu X Y, Wang C L, Xu Y S. A multi-target tracking algorithm using texture for real-time surveillance. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Bangkok, Thailand: IEEE, 2009. 2150–2155
- 5 Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel-based object tracking. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(5): 564–577
- 6 Ryu H R, Huber M. A particle filter approach for multi-target tracking. In: Proceedings of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Diego, USA: IEEE, 2007. 2753–2760
- 7 Yonemoto S, Sato M. Multitarget tracking using mean-shift with particle filter based initialization. In: Proceedings of the 12th International Conference on Information Visualization. London, UK: IEEE, 2008. 521–526
- 8 Zaboli S, Naderi S, Moghaddam A M E. Application of image mining for knowledge discovery of analyzed traffic images. In: Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology. Mumbai, India: IEEE, 2006. 1066–1070
- 9 Gordon N J, Salmond D J, Smith A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. *IEE Proceedings on Radar and Signal Processing*, 1993, **140**(2): 107–113
- 10 Cheng Y. Mean shift mode seeking and clustering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(8): 790–799
- 11 Wang Xiang-Hai, Fang Ling-ling, Cong Zhi-Huan. Research on video vehicle tracking algorithm based on Kalman and particle filter. *Journal of Image and Graphics*, 2010, **15**(11): 1615–1622
(王相海, 方玲玲, 丛志环. 卡尔曼粒子滤波的视频车辆跟踪算法研究. 中国图象图形学报, 2010, **15**(11): 1615–1622)
- 12 Li L Y, Huang W M, Gu I Y H, Tian Q. Foreground object detection from videos containing complex background. In: Proceedings of the 11th ACM International Conference on Multimedia. Berkeley, USA: ACM, 2003. 2–10

王相海 博士, 教授. 主要研究方向为计算机图形学及多媒体信息处理. 本文通信作者. E-mail: xhwang@lnnu.edu.cn
(WANG Xiang-Hai Ph. D., professor at the College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University. His research interest covers computer graphics and multimedia information processing. Corresponding author of this paper.)

方玲玲 博士研究生. 主要研究方向为图像及视频信息检索和挖掘. E-mail: fanglingling1985@163.com

(FANG Ling-Ling Ph.D. candidate at the School of Computer Science and Technology, Soochow University. Her research interest covers image and video retrieval and mining.)

丛志环 硕士研究生. 主要研究方向为交通智能图像处理. E-mail: czhwork@163.com

(CONG Zhi-Huan Master student at Liaoning Normal University. Her main research interest is intelligent traffic image processing.)