

文章编号: 1001-1595(2011)02-0200-04

基于蒙特卡罗算法的车辆跟踪方法

王文龙^{1,2}, 李清泉^{1,2}

1. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079; 2. 武汉大学 交通研究中心, 湖北 武汉 430079

A Vehicle Tracking Algorithm with Monte Carlo Method

WANG Wenlong^{1,2}, LI Qingquan^{1,2}

1. State Key Laboratory for Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China; 2. Transportation Research Center, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Aiming to the high definition traffic video collected by airship flying along road, a vehicle tracking approach based on Monte Carlo algorithm is proposed. The particles state characteristics such as position and scale can be obtained by Monte Carlo algorithm to forecast. Since the similarity between each forecasted state and the state of reference target can be derived, the state with maximum similarity can be identified, which is treated as the tracking result. The Experiment research shows that this approach can track the irregular and nonlinear moving vehicles real time and accurately, deal with the situation of short time occlusion as well.

Key words: vehicle tracking; Monte Carlo algorithm; low altitude data collection platform; traffic video

摘 要: 针对飞艇沿公路飞行获取的高清晰交通视频, 研究基于蒙特卡罗算法的车辆跟踪方法。该方法用蒙特卡罗算法预测目标下一时刻的一组状态(位置和尺度); 然后通过计算得到各预测状态中与参考目标的状态相似度最大的一个, 即为车辆目标跟踪的结果。研究表明: 该方法能实时、准确地跟踪道路上无规律、非线性运动的车辆, 并能够应对跟踪过程中的短时遮挡情况。

关键词: 车辆跟踪; 蒙特卡罗算法; 低空数据采集平台; 交通视频

中图分类号: U491.254 文献标识码: A

基金项目: 国家科技支撑计划(2008BAK49B02); 国家 863 计划(2009AA11Z213, 2009AA11Z218); 测绘遥感信息工程国家重点实验室专项研究基金

基于低空机载视频的交通流参数分析是近年来出现的一种新的交通实况信息获取方式, 车辆跟踪是其中一项关键技术。跟踪是一个在连续影像间创建基于颜色、位置和形状等特征的匹配问题, 优秀的交通目标跟踪算法能够在外界干扰和目标无规则、非线性的运动状态下仍旧能够进行实时和稳定的模式匹配。当前存在多种各具特色的跟踪方法: 基于特征点跟踪, 如 KLT 跟踪^[1-2], 但特征点提取常受到目标运动和外界环境因素的干扰, 且对遮挡敏感; 基于主动轮廓的跟踪^[3], 它主要存在初始化轮廓步骤抗噪声能力差的问题, 不能解决快速运动目标的跟踪; 尽管用跳跃模型^[4]可以解决对快速运动目标的跟踪问题, 但是它对遮挡十分敏感; 基于区域特征匹配的跟踪^[5-6], 目标区域通常采用色彩、纹理和形状等特征组合来表达, 该方法具有较高的运算效率, 适合多交通目标的跟踪, 但是一旦遇到遮挡问题, 跟踪就会失败; 基于 3D 模型的跟踪^[7-8], 能够较稳定

地跟踪复杂场景下的运动目标, 如发生交通阻塞时, 其缺点是计算量大, 实时性差; 均值漂移法跟踪^[9], 该方法实时性较好, 但因为只能通过局部极值点进行跟踪, 因此不能适应于背景嘈杂和遮挡情况。上述跟踪方法分别存在运算效率低和解决遮挡不利的问题, 为了适应车辆实时跟踪的目标, 本文采用了蒙特卡罗方法的车辆跟踪技术。经过试验验证, 该技术不但能够满足实时跟踪的要求, 还能够实现车辆被短时遮挡时的连续跟踪。

1 跟踪问题数学描述

在视频跟踪方法中, 跟踪问题可以看成是在线的贝叶斯估计问题, 可以用图 1 中的概率模型形式来描述。图 1 中 x_i 和 y_i , $i = 0, \dots, t$ 分别为第 i 时刻的目标状态和观测值。从贝叶斯估计角度来看, 跟踪问题就是从所有的历史观测数据 $y_{1:t} = \{y_1, \dots, y_t\}$ 中推理出 t 时刻状态 x_t 的值, 即估计 $p(x_t | y_{1:t})$ 。假设状态变量初始概率密度

函数 $p(x_0)$ 作为先验知识已知, 那么 $p(x_t | y_{1:t})$ 可以通过下面两式递推得到。

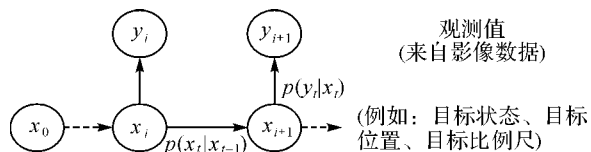


图 1 跟踪问题的贝叶斯估计

Fig. 1 Bayesian estimation of tracking issue

预测方程

$$p(x_t | y_{1:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (1)$$

更新方程

$$p(x_t | y_{1:t}) = \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1})}{p(y_t | y_{1:t-1})} \quad (2)$$

式中, $p(x_t | x_{t-1})$ 是由目标的运动模型定义的概率密度函数; $p(y_t | x_t)$ 是由目标的观测模型定义的概率密度函数; $p(y_t | y_{1:t-1})$ 为归一化常数, 具体形式为

$$p(y_t | y_{1:t-1}) = \int p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1}) dx_t \quad (3)$$

车辆跟踪过程受到车辆复杂运动模型和观测模型的表达的影响, 不可描述为一个线性高斯过程, 因此概率密度函数不能完全由均值和方差组合成一个解析表达式。只有寻找近似表达方法来逼近这一过程, 蒙特卡罗粒子滤波就是一种合适的表达方法。

蒙特卡罗粒子滤波算法的实现步骤如图 2 所示。具体步骤描述如下:

(1) 初始化粒子集。 $t-1$ 时刻目标状态的观测定义的概率密度函数为 $p(x_{t-1} | y_{1:t-1})$, 该时刻依据目标的状态初始生成一组粒子集 $\{x_{t-1}^{(i)}, w_{t-1}^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

(2) 粒子运动变化预测。目标的运动模型的概率密度函数 $p(x_t | x_{t-1})$, 在此被描述为一个二阶自回归过程, 见公式(4), 自回归模型系数 A_2 、 A_1 、 B_0 可由先验知识或通过学习获得。式中 \bar{X} 为目标的初始状态, X_{t-1} 、 X_{t-2} 为当前状态 X_t 的前两个时刻的状态, w_t 为正态分布的白噪声。

$$X_t - \bar{X} = A_2(X_{t-2} - \bar{X}) + A_1(X_{t-1} - \bar{X}) + B_0 w_t \quad (4)$$

采用式(4)预测粒子集在 t 时刻的状态 $p(x_t | y_{1:t-1})$ 的粒子集为 $\{x_t^{(i)}, w_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

(3) 粒子权重计算。粒子权重是通过目标参考模型与观测目标模型的相似程度计算而来。

目标的观测模型定义的概率密度函数 $p(y_t | x_t)$ 描述 t 时刻粒子集中的各个粒子的抽样区域的观测目标与参考目标的相似程度。模型相似度通过 Bhattacharyya 距离计算, 如式(5)所示。

$$\left. \begin{aligned} BC^{(i)}[p, q] &= \sum_{i=1}^m \sqrt{p_i \times q_i} \\ d^{(i)} &= \sqrt{1 - BC^{(i)}[p, q]} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

式中, p_i 和 q_i 分别为参考目标和观测目标的特征描述, $d^{(i)}$ 为 Bhattacharyya 距离值。

$$w_t^{(i)} = e^{-k \times d^{(i)}} \quad (6)$$

式中, k 是一个常系数, 依据此公式计算出 t 时刻粒子集中各个粒子的权重 $w_t^{(i)}$, 并通过公式(7)归一化粒子权值, 得到粒子集 $\{x_t^{(i)}, \tilde{w}_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

$$\tilde{w}_t^{(i)} = \frac{w_t^{(i)}}{\sum_{j=1}^N w_t^{(j)}} \quad (7)$$

(4) 粒子重采样。重采样的目的是将权重小的粒子排除, 权重大的粒子进行多次采样, 避免粒子退化现象。首先依据 $\{x_t^{(i)}, \tilde{w}_t^{(i)}\}_{i=1}^N$ 粒子集的权重进行从大到小排序, 然后对粒子集重新采样。各粒子被重采样的次数 n 和流程描述如下:

首先计算第 i 个粒子被采样的次数, 如式(8)

$$n^{(i)} = cvRound(\tilde{w}_t^{(i)} \times N) \quad (8)$$

接下来将第 i 个粒子采样 $n^{(i)}$ 次, 作为新粒子集中的粒子, 如

$$\{\tilde{x}_t^{(j)}, \tilde{w}_t^{(j)}\}_{j=1}^{n^{(i)}} = \{x_t^{(i)}, \tilde{w}_t^{(i)}\} \quad (9)$$

$$S = \sum_{i=1}^t n^{(i)} \quad t \leq N \quad (10)$$

当采样次数 S 超过了粒子总数 N 采样结束。这些新采用的粒子将被作为预测 $t+1$ 时刻的目标状态的抽样集, 转回到步骤(2)。

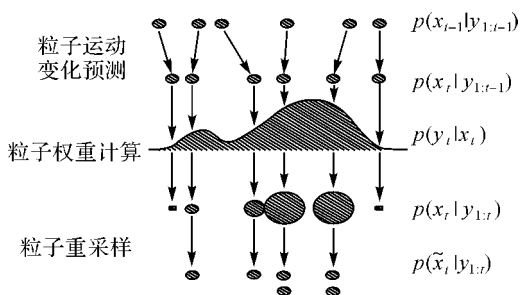


图 2 蒙特卡罗算法示意图

Fig. 2 Sketch map of the Monte Carlo algorithm

2 基于蒙特卡罗方法的车辆跟踪

视频中目标跟踪等价于在连续的影像帧间创建基于位置、速度、形状、纹理、色彩等有关特征的对应匹配问题, 如何对目标进行高效的模式匹配以及如何有效地适应目标自身的运动变化和排除场景干扰是一个优秀的跟踪系统必须解决的两个关键问题。本文采用了基于蒙特卡罗的目标跟踪

方法,该方法首先运用蒙特卡洛技术对下一帧目标可能出现的位置和尺度进行抽样;然后计算各抽样与参考目标的相似度;最后通过估计目标状态来获得跟踪目标。由于该方法无需目标运动信息,因此特别适用于目标灵活运动的跟踪。

首先将检测出的每个车辆目标的参考观测模型都用 $8 \times 8 \times 8$ 个等级的 RGB 颜色特征空间(颜色立方图)描述。接下来为每个被跟踪的目标初始化 M 个抽样矩形(粒子),并通过粒子的运动变化模型预测它们在下一帧影像上的粒子集,由于在相邻帧之间目标位移幅度不大,确定二阶自回归运动模型参数分别为 $-1.0, 2.0, 1.0$, 噪声项采用高斯随机数表示。计算每个车辆目标对应的 M 个抽样的颜色立方图,并用 Bhattacharyya 距离计算它们于参考目标模型的相似度,相似度最高的一个抽样矩形即为某个目标在当前帧中的跟踪结果。最后根据粒子的权值对粒子集重新采样,作为后续车辆跟踪的抽样集。由于车辆跟踪过程中容易受外界环境因素,如光照变化、场景短时遮挡等影响,而跟踪失败。因此,为了保证目标跟踪的鲁棒性,在跟踪过程中,表示当前帧目标的颜色模型与参考目标颜色模型的最大相

似度大于设定阈值时,目标参考模型需要更新,更新模型见式(11)。式中, $p^{(u)}(X_t)$ 为更新后的目标颜色模型; $p^{(u)}(X_{t-1})$ 为更新前的目标颜色模型; $q^{(u)}(X_t)$ 为当前帧的目标颜色模型, a 为更新率。

$$p^{(u)}(X_t) = (1 - a)p^{(u)}(X_{t-1}) + aq^{(u)}(X_t) \quad (11)$$

3 试验分析

试验数据是利用飞艇搭载的高分辨率摄像机在武汉市中环线上空采集的视频。飞艇相对地面飞行高度 150 m,飞行速度 40 km/h。视频分辨率为 D1,帧率为 25 fps,影像空间分辨率达到 0.2 m,能够清晰分辨地面车辆。针对这份数据通过蒙特卡罗方法和均值漂移方法的对比试验和车速检测应用试验,分别说明蒙特卡罗方法进行车辆跟踪的优点和实用性。

试验 1: 分别用蒙特卡罗方法和均值漂移方法跟踪在行进过程中被桥梁短时遮挡的车辆,如图 3 所示,蒙特卡罗方法能够很好地克服短时遮挡情况,但是用均值漂移方法的试验结果见图 4,车辆钻入桥下后跟踪失败。

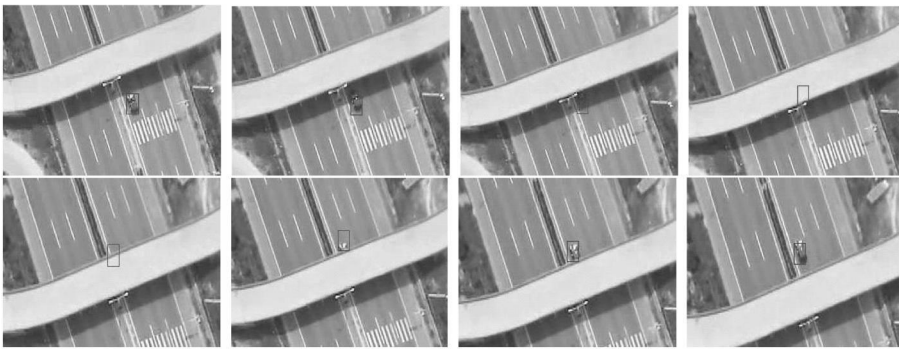


图 3 短时遮挡情况下蒙特卡罗法车辆跟踪

Fig. 3 Vehicles tracking in Monte Carlo method under short-time occlusion

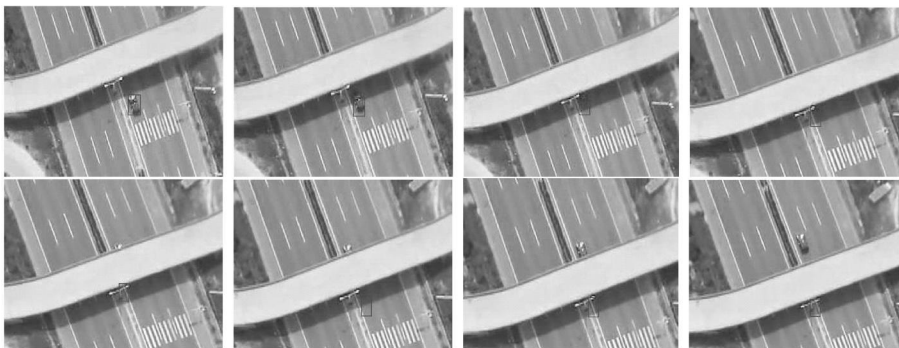


图 4 短时遮挡情况下均值漂移法车辆跟踪

Fig. 4 Vehicles tracking in mean shift method under short time occlusion

均值漂移方法因为只能通过局部(跟踪窗口)极值点进行跟踪,当车辆被遮挡,跟踪窗口位于桥的边缘时,该算法仍旧以跟踪窗口内与参考目标区域最相似区域为跟踪目标区域,因此面对背景嘈杂或如本试验的遮挡情况跟踪窗口就会脱离目标,而跟踪失败。但是蒙特卡罗算法采用运动变化预测模型和目标参考模型更新技术,当目标被遮挡时目标参考模型停止更新,但继续通过运动模型推测短时间内的后续目标位置,目标重新出现时,抽样粒子集能再次锁定目标,并继续对其跟踪。

试验2:首先检测出跟踪范围内的车辆,使用蒙特卡罗方法跟踪它们,跟踪范围如图5中的矩形框区域,矩形中心为道路范围的中心,矩形高度是影像高度的1/3,矩形宽度是影像宽度的1/2。接下来确定车辆在做过背景运动补偿的序列影像帧之间的空间位移量($D_i \times Ratio$, $Ratio$ 是像素空间分辨率),空间位移量与影像帧之间的时间间隔(T)的比值即为车流平均速度(V),见公式(12),跟踪和车速计算实验结果如图5所示。

$$V = \frac{\sum_{i=1}^n D_i \times Ratio}{T \times n} \quad (12)$$

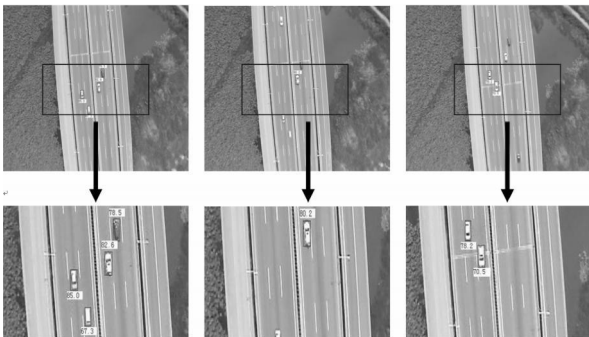


图5 车辆跟踪和车速计算

Fig. 5 Vehicles tracking and speed estimate

4 结束语

本文采用了一种基于低空数据采集平台的交通信息采集技术获取了交通视频数据,这是一种应用成本低,且具有较高作业机动性的新兴技术。车辆跟踪是其中一项关键技术,它的性能好坏直接决定交通流参数信息的准确性。文中采用的蒙特卡罗方法能够实时跟踪多部车,且能够通过参

考模型更新技术克服跟踪过程中的外界因素干扰,甚至短时遮挡问题也能很好地应对。今后的研究重点将放在车辆模型的特征空间表达方面,进一步增强车辆跟踪的性能。

参考文献:

- [1] SHI J, TOMASI C. Good Features to Track[C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: [s. n.], 1994: 593-600.
- [2] TOMASI C, KANADE T. Detection and Tracking of Point Features[R]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 1991.
- [3] PARAGIOS N, DERICHE R. Geodesic Active Contours and Level Sets for the Detection and Tracking of Moving Objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(3): 266-280.
- [4] KIM W, LEE C Y, LEE J J. Tracking Moving Object Using Snake's Jump Based on Image Flow[J]. Mechatronics, 2001, 11(2): 199-226.
- [5] LIU T L, CHEN H T. Real-time Tracking Using Trust-region Methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(3): 397-402.
- [6] WANG J, YAGI Y. Integrating Color and Shape Texture Features for Adaptive Real-time Object Tracking[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(2): 235-240.
- [7] MOON H, CHELLAPPA R. 3D Shape Encoded Particle Filter for Object Tracking and Its Application to Human Body Tracking[J]. Journal on Image and Video Processing, 2008(4): 1-17.
- [8] CHO M, JAVIDI B. Three-dimensional Tracking of Occluded Objects Using Integral Imaging[J]. Optics Letters, 2008, 33(23): 2737-2739.
- [9] CHENG Jian, YANG Jie. Novel Infrared Object Tracking Method Based on Mean Shift[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2005, 24(3): 231-235. (程建, 杨杰. 一种基于均值漂移的红外目标跟踪新方法[J]. 红外与毫米波学报, 2005, 24(3): 231-235.)

(责任编辑:雷秀丽)

收稿日期: 2009-09-04

修回日期: 2010-01-20

第一作者简介: 王文龙(1980—), 博士生, 主要研究方向为计算机视觉, 遥感影像处理。

First author: WANG Wenlong(1980—), PhD candidate, majors in machine vision and processing of remote sensing images.

E-mail: china_wuhan@126.com