

基于改进的均值漂移算法的运动汽车跟踪

雷 飞 孟晓琼 吕 露 黄 涛

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院 北京 100124)

摘 要: 交通领域的智能视频监控系统有效解决了车辆的实时跟踪问题。针对运动车辆的特点,提出一种均值漂移(Mean Shift)和粒子滤波相融合的跟踪算法。该算法以 HSV 颜色直方图为核心建立运动汽车目标模型,利用 Bhattacharyya 距离度量粒子区域和目标模型的相似性,并根据相似性来更新粒子权值。使用 Mean Shift 聚类偏移粒子,通过观测模型和再估计过程使得这些粒子的候选区域能更加接近真实的目标位置。实验结果表明,该算法具有较强的实时性和鲁棒性,能实现对感兴趣运动汽车的稳定跟踪。

关键词: 均值漂移; 粒子滤波; 采样; 目标跟踪

中图分类号: TP301

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2017)02-0106-04

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2017.02.024

Moving Vehicle Tracking Based on Improved Mean Shift

LEI Fei , MENG Xiao-qiong , LYU Lu , HUANG Tao

(College of Electronic Information & Control Engineering , Beijing University of Technology ,
Beijing 100124 , China)

Abstract: The intelligent video surveillance system effectively solves the problem of real-time tracking of vehicles in transportation field. According to vehicle characteristics, a new algorithm combined of Mean Shift and particle filter is proposed to track the target. The algorithm takes the HSV color histogram as the core to establish the target model of moving vehicle, using the Bhattacharyya distance to measure the similarity between particle region and the target model and updating the particle weights according to the similarity. After that, Mean Shift is used to cluster offset particles whose candidate region is closer to real target location through the observation model and re-estimation. Experimental results show that the algorithm has strong real-time performance and robustness, and can achieve the stable tracking of interest moving vehicles.

Key words: Mean Shift; particle filter; sampling; target tracking

0 引 言

运动车辆跟踪是智能交通领域^[1]的重要研究课题,对保障交通的有序运行具有重大意义。运动目标跟踪就是将一个连续视频序列转换成连续的图像序列,并从每帧画面中根据感兴趣的运动目标(例如车辆、行人、动物等)的位置、形状、色彩、纹理等相关特征对其进行实时定位,检测出运动目标的准确运动路径。传统的跟踪算法主要分为两种:一是传统的 Mean Shift^[2]目标跟踪算法,因其无需参数、计算量小,对目标变形、旋转变化适应性强等优点得到普遍应用和广泛研究。但是该算法在迭代过程中容易陷入局部最优解,造成目标跟丢现象。二是引入粒子滤波算法

(PF)^[3]。粒子滤波能够处理因为背景干扰、遮挡等问题带来的非线性和多模态的情景,可以实现并行化,跟踪鲁棒性较强,但算法的复杂度较高,很难满足多目标下的实时跟踪。

借鉴前人的研究经验,文中提出一种基于 Mean Shift 和粒子滤波相结合(MSPF)的运动汽车目标跟踪算法,并且融合了颜色和运动信息来建立目标描述模型,对传统的 Mean Shift 算法进行改进并将其嵌入到粒子滤波中,对粒子样本重新分配和传播^[4],使其朝着目标状态的最大后验概率密度^[5]的分布方向移动,以提高算法的跟踪效率。在充分描述目标状态的前提下,实现实时准确的目标跟踪。

收稿日期: 2016-03-29

修回日期: 2016-08-02

网络出版时间: 2017-01-10

基金项目: 北京市教育科技计划面上项目(KM201210005003)

作者简介: 雷 飞(1972-),男,副教授,研究方向为图像处理和实时控制;孟晓琼(1991-),女,硕士,研究方向为模式识别与图像处理。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170110.1019.042.html>

1 颜色和运动信息的融合

信息提取流程如图1所示。

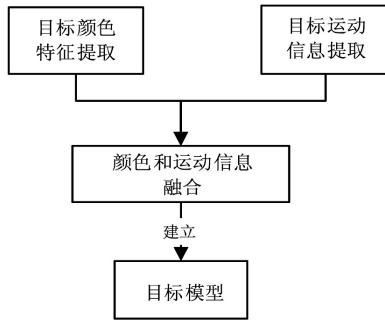


图1 颜色和运动信息的提取流程图

针对目标颜色特征^[6]的尺度不变性和旋转不变性,结合基于HSV颜色空间的H和S两个分量来实现目标颜色概率分布图 $I_c(x, y)$ 的创建。用运动概率分布图中目标区域内全部点的像素灰度值来计算目标的运动概率分布图 $I_m(x, y)$ 。设定搜索窗口为一个矩形区域,分别计算在颜色和运动两个概率分布图模型中该区域的对应零阶矩 M_c 和 M_m ,表示为:

$$M_c = \sum_x \sum_y I_c(x, y), M_m = \sum_x \sum_y I_m(x, y) \quad (1)$$

利用表示颜色和运动信息的零阶矩^[7],求解联合特征的零阶矩 M ,如式(2)所示:

$$M = (1 - \beta) M_c + \beta M_m = \sum_x \sum_y ((1 - \beta) I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \quad (2)$$

其中, $\beta \in [0, 1]$ 是融合概率,通常取 $\beta = 0.8$,反映了目标跟踪过程中颜色、信息等特征对跟踪结果的贡献度。

通过式(2)建立的融合机制^[8],将两种概率分布图模型通过有选择性的加权结合于一体,得到更加可靠和稳定的目标模型。

2 基于颜色和运动信息融合的均值漂移算法

当目标出现在第一帧图像中时,用鼠标手动选取目标区域的初始位置,设为 $C_0(x_0, y_0)$ 。初始化迭代次数从0开始,改进的算法流程图如图2所示。

由图2可知,改进的基于颜色和运动信息的均值漂移算法的具体实现步骤如下:

Step1: 由式(2)求出所选定跟踪的目标区域的零阶矩和一阶矩,有:

$$\begin{cases} M_{00} = M = \sum_x \sum_y ((1 - \beta) I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \\ M_{10} = \sum_x \sum_y x((1 - \beta) I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \\ M_{01} = \sum_x \sum_y y((1 - \beta) I_c(x, y) + \beta I_m(x, y)) \end{cases} \quad (3)$$

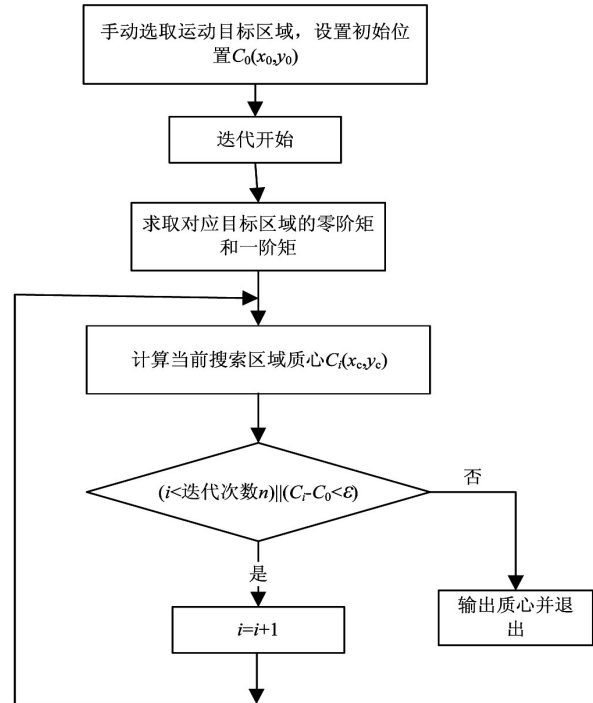


图2 改进的基于颜色和运动信息的均值漂移算法

其中, M_{00} 是融合的特征信息概率分布图中目标区域的零阶矩; M_{10} 和 M_{01} 为分布图中目标区域的一阶矩。

Step2: 根据 M_{00} 、 M_{10} 和 M_{01} ,计算当前时刻的搜索区域的质心位置点 (x_c, y_c) ,公式为:

$$\begin{aligned} x_c &= M_{10} / M_{00} \\ y_c &= M_{01} / M_{00} \end{aligned} \quad (4)$$

Step3: 计算当前的质心位置 $C_1(x_c, y_c)$,并作为新的搜索窗口的中心。若 $\|C_1 - C_0\| < \varepsilon$ 或未达到迭代次数,将迭代次数加1,返回Step1重新计算新窗口的质心位置,直至迭代次数达到给定阈值或 $\|C_1 - C_0\| \geq \varepsilon$ 为止,退出循环。

3 基于改进的均值漂移算法的运动汽车跟踪

改进的跟踪算法如图3所示,分为三个部分:重采样过程、均值漂移过程、粒子观测和目标状态估计过程。

3.1 重采样过程

重采样过程^[9]主要是通过舍弃小权值粒子,保留大权值粒子,完成粒子的重分配。将目标出现的第一帧图像进行去噪等预处理^[10]操作,采用自适应方法对运动目标进行检测,将得到的目标初始矩形区域的中心点坐标作为初始状态参数,同时,在初始状态附近区域内按照均匀分布随机选取采样的粒子点集 $\{x_i^1\}_{i=1,2,\dots,N}$,将所选择的全部粒子权值初始化为 N^{-1} , N 表示采集的粒子总个数。

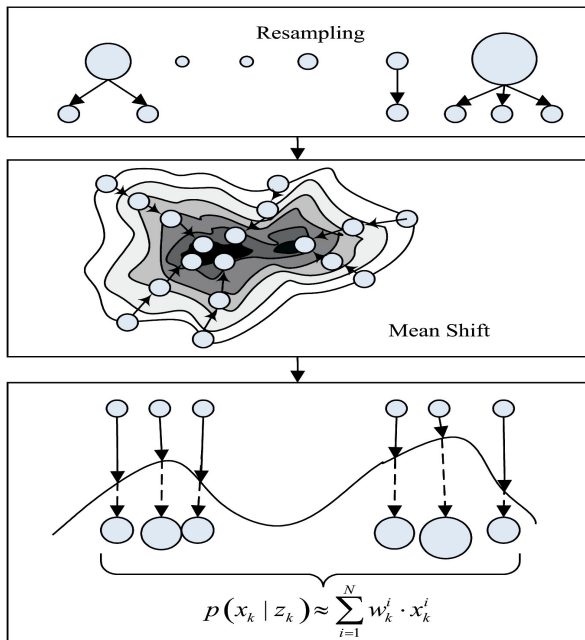


图3 基于均值漂移和粒子滤波相融合算法原理

3.2 均值漂移过程

均值漂移过程充分体现了该算法基于均值漂移向量而对粒子产生的强烈聚合作用。采样粒子在经过重采样处理和状态转移模型传播后, 粒子的位置产生了很大变化, 使得很多粒子偏离了目标位置, 所以用均值漂移算法对粒子进行聚类^[11]收敛, 使其朝目标状态的概率密度增长的方向聚集。具体步骤是:

(1) 将目标出现的第一帧图像进行去噪等预处理操作, 采用自适应方法对运动目标进行检测, 将得到的目标初始矩形区域的中心点坐标作为初始状态参数, 同时, 在初始状态附近区域内按照均匀分布随机选取采样粒子点集 $\{x_1^i\}_{i=1, 2, \dots, N}$, 将所选择的全部粒子权值初始化为 N^{-1} 。

(2) 将 $K-1$ 时刻的粒子集 $\{x_{k-1}^i, N^{-1}\}_{i=1, 2, \dots, N}$ 经过状态转移方程, 获得 K 时刻的粒子集 $\{x_k^i, N^{-1}\}_{i=1, 2, \dots, N}$, 可见前后时刻的权值未变, 只是粒子值发生改变。文中选取的状态转移方程^[12]满足:

$$x_k^i = x_{k-1}^i + rU_{k-1} \quad (5)$$

其中, r 表示粒子的随机传播半径值, 文中取值为 $\sqrt{N}/2$; U 表示随机数。

(3) 提取感兴趣目标的颜色和运动信息, 用式(2)对每个粒子 x_k^i 所存在的区域进行迭代计算, 将漂移运算后的粒子集用 $\{x_k^i, N^{-1}\}$ 表示, 从而近似逼近于真实的目标后验概率分布。应用对粒子质量的评价函数^[13] $D_v = \sqrt{1 - M/M_0}$ 来真实反映采样粒子与真实状态之间的相似性。

3.3 粒子观测和目标状态估计过程

粒子观测和目标状态估计过程中使用观测模型更

新收敛后的粒子, 利用权值变化后的粒子对目标状态进行估计。

依据粒子质量的评价标准, 建立系统的观测模型 $p(z_k | x_k^i)$ 完成粒子加权形式, 满足等式:

$$p(z_k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}D_f^2\right) \quad (6)$$

采样粒子的权值满足:

$$w_k^i = w_{k-1}^i p(z_k | x_k^i) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (7)$$

由蒙特卡洛原理^[14]通过粒子的加权求和得出目标状态的后验估计 x_k , 满足等式:

$$x_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i \quad (8)$$

因此, 基于 MSPF 相结合实现的运动汽车跟踪的具体算法流程如图4所示。

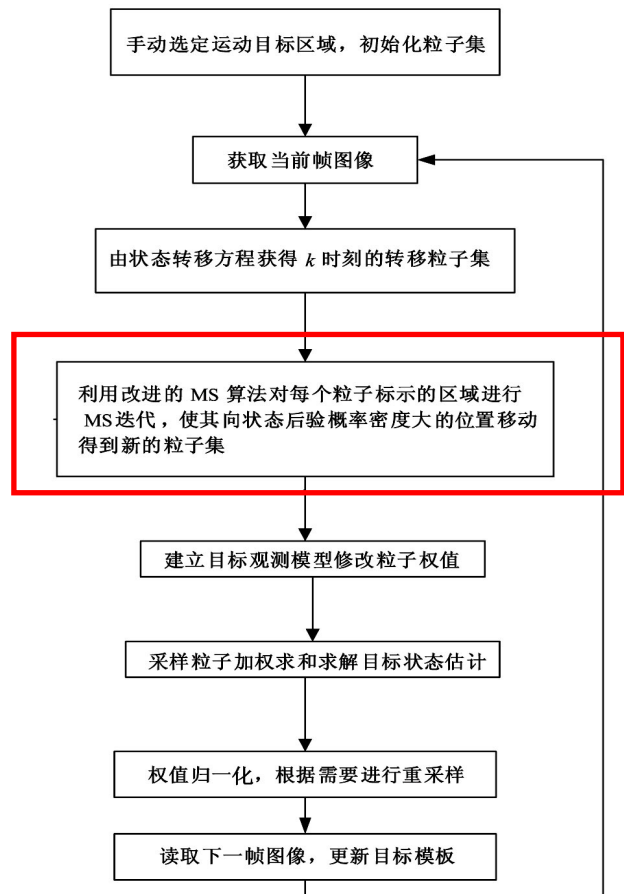


图4 均值漂移和粒子滤波相融合算法流程

4 实验结果及分析

仿真实验环境: 四核处理器 3.2 GHz, 4G 内存, Microsoft Windows 7 操作系统的台式机。运行环境是 MATLAB 版本为 7.14.0(R2012a)。

实验采用文中算法对运动汽车的视频进行目标跟踪, 并与均值漂移算法下的跟踪效果进行比较, 以验证文中算法的有效性。手动选取运动目标框图, 用于跟踪的视频序列共 351 帧图像, 图片尺寸为 350×240 , 色

彩深度为 24 位。

仿真实验中共有 351 帧图像序列, 图像分辨率为 320×240 , 帧频为 15 帧/s, 24 位的色彩深度。利用 HSV 颜色直方图建立目标模型, 将 HSV 颜色空间量化为 $16 \times 16 \times 16$ 个像素点, 选择 Epanechnikov 核作为核函数, 满足 $k(x) = \begin{cases} 1 - x^2, & \|x\| \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$, 最大迭代次数选定为 20, 观测值的概率密度函数由公式 $p(z_k | x_{k-1}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1 - \rho_{k-1}}{2\sigma^2}\right\}$ 计算求得, 取 $\sigma = 0.2$, 采用均值为 0、方差为 1 的标准正态函数作为重要性函数, 粒子数取 $N = 500$ 。

实验结果表明, 采用粒子滤波算法实现汽车目标跟踪时, 多次实验统计后要求粒子数量不能少于 250, 低于 250 则会出现目标跟丢的情况, 而且算法读取连续帧序列的时间较长。对比之下, 运用文中的 MSPF 融合算法只用了 50 个粒子就实现了较好的跟踪效果, 如图 5 所示。在第 5~50 帧图像中, 尽管目标相距摄像机较远, 算法依旧实现了对其位置的准确识别和定位; 在第 75 帧, 目标在受到光线及阴影遮挡的情况下仍能定位到中心位置区域, 随着运动目标的速度加大, 融合算法始终保持了优秀的跟踪效果。

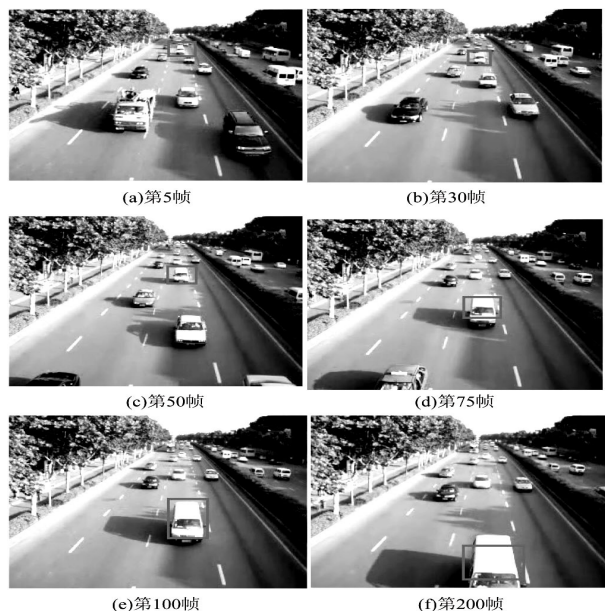


图 5 基于融合算法的运动汽车跟踪结果

实验中分别运用三种算法对运动汽车跟踪时的运行时间进行了对比, 其中融合算法下的运行时间稳定在 100 ms 左右, 且不会产生像均值漂移运行时间中突发的峰值情况。

5 结束语

文中提出了一种传统均值漂移与粒子滤波相融合

的算法来实现运动汽车目标跟踪技术。实验结果表明, 该算法保证了运动汽车跟踪的鲁棒性和实时性, 排除了背景环境和目标特征因素的干扰, 实现了快速而稳定的跟踪效果。但是文中只是针对单一目标实现跟踪而且需要手动选取目标跟踪区域, 未来需要从多目标多模型的角度进一步开展工作。

参考文献:

- [1] 吴琳. 计算机视觉导航综述[J]. 电脑知识与技术, 2008 (9): 143.
- [2] Fukunaga K, Hostetler L. The estimation of the gradient of a density function, with applications in pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40.
- [3] Collins R. A system for video surveillance and monitoring: VSAM final report [R]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2000.
- [4] McKenna S J, Jabri S, Duric Z, et al. Tracking groups of people [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80(1): 42-56.
- [5] Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction [C] // Proceedings of the 17th international conference on pattern recognition. Cambridge [s. n.], 2004: 28-31.
- [6] 赵增顺, 沈继华, 王继贞, 等. 基于 Bayes 滤波的移动机器人定位方法[J]. 计算机科学, 2011, 38(2): 199-201.
- [7] Handschin J E. Monte Carlo techniques for prediction and filtering of non-linear stochastic processes [J]. Automation, 1970, 6(4): 555-563.
- [8] Isard M, Blake A. CONDENSATION—conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [9] 刘文静, 于金霞, 汤永利. 粒子滤波自适应部分系统重采样算法研究[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 912-914.
- [10] 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, 2001, 22(3): 266-280.
- [11] 雷飞, 张新穎, 王依. 基于均值漂移和粒子滤波相结合的水下运动目标跟踪[J]. 制造业自动化, 2012, 34(16): 68-71.
- [12] 张虎, 方华, 李春贵. 基于改进混合高斯模型的自适应运动车辆检测算法[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(1): 286-289.
- [13] Dellaert F, Burgard W, Fox D, et al. Using the CONDENSATION algorithm for robust, Vision2based mobile robot localization [C] // Proceedings of the IEEE computer society conference on computer vision and pattern recognition. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 1999: 588-594.
- [14] 王鑫, 胡昌华, 暴飞虎. 基于贝叶斯原理的粒子滤波算法[J]. 弹箭与制导学报, 2006, 26(2): 269-271.