

基于车尾中轴特征的粒子滤波跟踪算法^①

孙亮, 孟朝晖

(河海大学 计算机与信息学院, 南京 211100)

摘要: 为了解决车载视频背景实时变化的情况下车辆检测和跟踪问题, 提出了一种基于车尾中轴特征的车辆识别及跟踪算法, 其特点在于采用新颖的车尾中轴特征. 车尾中轴特征具体为以两盏刹车灯为端点, 车牌在端点连线的对称轴上. 算法在取得目标区域之后计算其直方图信息, 进行粒子滤波器跟踪. 最后测试了算法的可行性.

关键词: 车辆检测; 车尾特征; 变化背景视频; 直方图特征; 粒子滤波

Vehicle Detection and Tracking Algorithm of Rear feature Based on Particle Filter

SUN Liang, MENG Zhao-Hui

(College of Computer and Information, Hehai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: In order to solve the case of vehicle video background changes in real time vehicle detection and tracking issues, this article raises a rear axle feature-based vehicle identification and tracking algorithm. Its characteristic is using innovative rear axle feature. Axial characteristics are specific for the two in the rear brake light for the endpoint, license plate at the end line of the axis of symmetry. Algorithm will calculate its histogram information after obtaining the target area and particle filter tracking. Finally, we test the feasibility of algorithms.

Key words: vehicle detection; rear feature; mutative background video; vehicle tracking; particle filter

1 引言

近几年基于车载视频的车辆检测识别技术发展非常迅速. 车辆识别技术的核心部分是如何提取出准确的车辆特征^[1]. 车辆特征包含的种类非常多, 譬如对称性、轮廓特征、纹理特征. 其中车牌特征^[2]作为车辆特有的纹理特征信息被广泛用于车辆识别, 车辆尾灯特征^[3]在夜间环境下能快速定位车辆. 每种特征都有其优势和局限性, 所以将多特征融合^[4-6]可以大大提高算法的准确性和效率. 由于车载摄像头录制的视频内容具有很强的变化性, 需要对其内容进行充分的理解和分析^[7]. 视频内容基本是以放射性向四周散开^[8], 由于背景内容时刻更新, 为了能有效解决此类非线性非高斯状态估计问题, 本文将使用粒子滤波技术进行目标跟踪, 实验证明能有效解决动态视频跟踪问题^[9].

尽管众多学者提出基于粒子滤波器跟踪的方法、使用车辆特征在固定摄像头识别车辆的方法、分析车在摄像头运动轨迹以及对轨迹进行聚类分析的方法,

并取得了一定的效果. 车载视频车辆跟踪中对算法性能和效率要求均较高, 由于多特征融合比单一特征更能从多个方面反映粒子预测物体实际状态的准确度, 因此在车辆追踪问题上充分利用该优点, 综合以上问题, 本文提出一种基于车尾中轴特征的车辆检测跟踪算法, 为驾驶员的安全驾驶提供更多保障.

2 算法框架

基于粒子滤波的车辆跟踪算法分为三大块:

1) 目标车辆标定

目标车辆标定将使用特定特征, 通过算法选取一帧图像中的车辆所在区域.

2) 目标模型

目标模型采用了基于车尾中轴特征, 采用颜色分布概率密度函数作为目标模型的描述.

3) 粒子滤波

在每一帧视频中, 目标车辆的状态分别由多个粒

^①收稿时间:2014-03-06;收到修改稿时间:2014-03-27

子来估计，每个粒子分配一个权重，这些加权粒子形成的离散分布期望表示被追踪的车辆的状态。

算法流程图如图 1 所示。

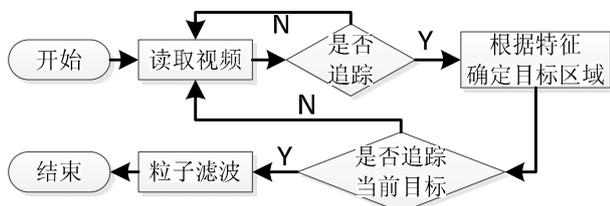


图 1 车辆跟踪算法流程图

算法主要分为个 3 个步骤:

1) 运行程序后，输入视频的每一帧图像，进行图像预处理，包括 RGB 图像转为 HSV 图像。

2) 调用 locateCar 函数，根据车尾中轴特征确定特征位置，按照比例由特征位置扩展出车辆位置。

3) 确认启动跟踪后，粒子滤波函数 particeFiterTrace 计算出车辆位置的直方图数据，并以此进行实时跟踪直至终止按键命令或者视频结束。

3 动态图像序列的车辆跟踪

3.1 目标车辆的初始位置

道路上情况复杂，画面中会出现同向车辆、相向车辆、行道树等物体，要在杂乱道路场景中快速找到前方车辆位置，以往的方法是在图像中按照车辆轮廓模板寻找不同类型的车辆，或者使用刹车尾灯识别车辆。

使用刹车尾灯识别车辆的过程中，首先对红色色块进行提取，我们得到图 2(a)，但三辆车的车尾灯会产生干扰譬如从左至右的绿框分别标记为 A,B,C,D,E，单独以车尾灯为识别特征时，会将 B 与 C 或者 C 与 D 的尾灯组合误认为同一车辆，对识别结果造成干扰。



(a) 选定刹车灯色块



(b) 选定车牌并锁定车辆

图 2 车辆检测过程

为了避免两车并排时临近的不同车辆的尾灯被识别为单独一辆车，本文加入车牌色块信息，即同时出现两个红色色块区域，且红色色块区域中有蓝色或者黄色色块的才会被认定为一个独立的目标车辆，如图 2(b)所示。单独的尾灯色块将被认定为前方车辆，不影响预测前瞻性的情况下进行忽略。

本文将采用的车尾中轴特征具体为：以两盏刹车灯为端点，车牌在端点连线的对称轴上，如图 3 所示。

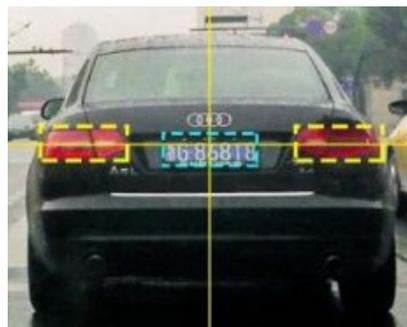


图 3 车尾中轴特征示意图

车尾中轴特征提取过程如下:

1) 对图片按照红色和范围提取区域，进行二值化，并进行开闭运算。将红色色块区域分为两类的像素点集合分别记为右集合和左集合:

$$R = \{(R_{x_n}, R_{y_n}) | n = 1, \dots, N\}$$

$$L = \{(L_{x_n}, L_{y_n}) | n = 1, \dots, N\}$$

2) 对图片按照蓝色和范围提取区域，同样进行二值化，并进行开闭运算。获得了车牌像素点集合:

$$M = \{(M_{x_n}, M_{y_n}) | n = 1, \dots, N\}$$

3) 计算出两块刹车灯色块的组合图形形心:

$$C_{R\&L_x} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (R_{x_i} + L_{x_i}) \quad (1)$$

$$C_{R\&L_y} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (R_{y_i} + L_{y_i}) \quad (2)$$

4) 计算出蓝色车牌色块的形心:

$$C_{M_x} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N M_{x_n} \quad (3)$$

$$C_{M_y} = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N M_{y_n} \quad (4)$$

5) 将步骤 3 及步骤 4 获得的两个形心横坐标值进行计算, 判断 $|C_{R\&L_x} - C_{M_x}| < \epsilon$ 中的 ϵ 是否在容忍范围之内. 若不满足更换集合 R 或者 L. 若满足进入步骤 6.

6) 求出左右集中距离最远的像素距离即车辆像素宽度

$$W = \max(R_{x_i} - L_{x_j}) \quad (5)$$

其中 i, j 为满足条件的参数. 并将 $w/5$ 作为单位长度 u , 车辆像素高度约为 $4u$, 且以左右红色色块组合形状的形心为 midpoint, 上下各有 $2u$, 所的范围即为目标车辆区域.

3.2 粒子滤波

所谓粒子滤波用数学语言可以描述为: 通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本, 对概率密度函数 $p = (x_k | z_k)$ 进行近似, 以样本均值代替积分运算, 从而获得状态的最小方差估计的过程, 这项样本被形象的称为“粒子”, 粒子滤波因此得名.

在粒子滤波中, 首先用 N 个加权粒子(样本)的有限集合 $\{x_0^i, w_0^i\}_{i=1}^N$ 来估计概率分布 $p(x_0 | Y_0)$. 假设已得到前一个时刻的粒子集合 $\{x_{k-1}^i, w_{k-1}^i\}_{i=1}^N$, 其中, 向量 x_{k-1}^i 为 $k-1$ 时刻的第 i 个粒子; 权重 w_{k-1}^i 构成离散概率 $\sum_{i=1}^N w_{k-1}^i = 1$, 任务是从中近似估计 $p(x_k | Y_k)$. 系统中粒子的向前演化是通过从一个满足时间递归性的重要度分布或称建议分布 $q(x_k | x_{k-1}, y_k)$ 中抽样, 同时, 给新抽取的粒子分配合适的权重:

$$\tilde{w}_k^i = w_{k-1}^i \frac{p(y_k | x_k^i) p(x_k^i | x_{k-1}^i)}{p(x_k^i | x_{k-1}^i, y_k)} \quad (6)$$

归一化后权重为:

$$w_k^i = \tilde{w}_k^i / \sum_{j=1}^N \tilde{w}_k^j \quad (7)$$

若采用 $q(x_k^i | x_{k-1}^i, y_k) = p(x_k^i | x_{k-1}^i)$ 权重递归项就简化为 $p(y_k | x_k^i)$. 估计的状态向量期望为:

$$E(x_k | y_{1:k}) \approx \hat{x}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i x_k^i \quad (8)$$

为避免权重退化, 递归的最后要再抽样, 从一个旧粒子中抽得的新粒子数量满足

$$E[N(\tilde{x}_k^i)] = N w_k^i \quad (9)$$

最后令所有新粒子的权重都相等为 $1/N$.

3.3 目标模型

本文采用颜色分布概率密度函数作为目标模型描述. 通过程序识别车尾中轴特征后等比例自动标注的方式在初始帧确定包含跟踪目标车辆的区域, 然后对选中的区间进行离散统计得到 HSV 颜色直方图, 比如每个颜色通道可有 8 个分量表示, 则特征空间中特征值的个数 $m=8^3$ 个. 由于位于目标边缘的像素可能属于背景或被遮挡, 为了增强颜色分布的可靠性, 对离目标中心较远的像素赋予较小的权值, 采用如下核函数:

$$k(r) = \begin{cases} 1 - r^2, & r < 1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

其中, r 为像素点距离区域中心的距离. 位于 y 处的像素点颜色分布概率密度函数

$$p_y = \{p_y^{(u)}\}_{u=1, \dots, m} \quad (11)$$

可由下式表示:

$$p_y^{(u)} = f \sum_{i=1}^n k\left(\frac{\|y_i - x_0\|}{a}\right) \delta[h(y_i) - u] \quad (12)$$

其中 $f = \frac{1}{\sum_{i=1}^n k\left(\frac{\|y_i - x_0\|}{a}\right)}$, $a = \sqrt{H_x^2 + H_y^2}$, n 为选中区域包含像素数, x_0 为区域中心坐标, f 为归一化因子, H_x 和 H_y 分别为区域宽和高, $\delta[h(y_i) - u]$ 函数的作用是判断目标区域中像素 y_i 处的颜色值是否属于直方图中第 u 个单元, 等于为 1, 否则为 0. 在实际跟踪过程中, 状态估计需要每一时刻新的观察向量得到更新, 因此两个颜色分布的相似性判断将采用 Bhattacharyya 距离.

3.4 粒子样本集合描述

定义每个颜色分布的采样样本, 即粒子模型为:

$$s = \{x, y, v_x, v_y, H_x, H_y, a\}$$

其中 x 、 y 是粒子中心位置, v_x 和 v_y 是粒子在 x 、 y 方向的运动速度, H_x 和 H_y 表示粒子所在区域的宽和高, a 是相应的尺度因子. 粒子样本集合的更新通过系统状态变化方程传播:

$$S_t = A S_{t-1} + w_{t-1} \quad (13)$$

其中, A 为状态转移矩阵, w_{t-1} 为高斯噪声, 高斯噪

声的均值为 0, 方差 0.6.

3.5 基于颜色直方图的粒子滤波算法

现在给定时刻粒子样本集合和目标模型, 粒子滤波具体算法如下:

现在给定 $t-1$ 时刻粒子样本集合 S_{t-1} 和目标模型, 粒子滤波具体算法如下:

1)重采样: 从集合 S_{t-1} 根据权重 $\pi_{t-1}^{(n)}$ 挑选 N 个样本:

(a)对权重数组计算归一化累计概率 c_{t-1}^k :

$$c_{t-1}^k = \frac{\sum_{i=1}^k \pi_i}{\sum_{i=1}^N \pi_i} \quad (14)$$

(b)产生 N 个在 $[0,1]$ 区间满足均匀分布的随机变量, 构成数组 r .

(c)对 r 中每个元素, 用二分查找法搜索归一化累计概率数组得到含有 N 个最小索引的数组 j , j 满足 $c_{t-1}^{j[i]} \geq r[i]$.

(d)更新粒子样本集合, $S_{t-1}^i = S_{t-1}^{j[i]}$.

2)传播: 根据系统状态方程(9)计算新的粒子集合 S_t , 估计新粒子的位置.

3)观测: 根据状态集合 S_t 中的每一个采样, 观测颜色直方图, 然后更新估计, 获得新的权重概率.

(a) 对于状态集合 S_t 中的每一个粒子计算其颜色直方图分布:

$$p_{s_t^{(n)}}^{(u)} = f \sum_{i=1}^n k \left(\frac{\|s_t^{(n)} - x_0\|}{a} \right) \delta[h(s_t^{(n)}) - u] \quad (15)$$

(b)计算集合 S_t 中每个粒子颜色分布与目标模型颜色分布的 Bhattacharyya 系数:

$$\rho[p_{s_t^{(n)}}^{(u)}, q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{p_{s_t^{(n)}}^{(u)} q^{(u)}} \quad (16)$$

(c)对于集合 S_t 根据计算得的 Bhattacharyya 系数计算各个权重值:

$$\pi_t^{(n)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{(1-\rho[p_{s_t^{(n)}}^{(u)}, q])}{2\sigma^2}} \quad (17)$$

4)估计: 根据权重, 估算集合 S_t 的平均值, 提取位置坐标, 作为目标跟踪输出:

$$E[S_t] = \sum_{n=1}^N \pi_t^{(n)} s_t^{(n)} \quad (18)$$

5)模型更新: 在跟踪输出位置, 计算目标直方图颜色分布, 作为下一帧目标颜色分布. 重新计算当前目标颜色分布与先前颜色分布的 Bhattacharyya 系数, 更新权重作为下一帧的 $\pi_t^{(n)}$.

4 系统实现与分析

本文对应的实验过程所使用平台具体参数如下表所示:

处理器	Intel T8100@2.10GHz
内存	4.00GB
编译环境	Visual Studio2010 OpenCV2.3

程序处理的视频信息如下:

视频总时长	00:00:29
视频总帧数	522
视频单帧大小	432*240

特别说明: 为了检测粒子滤波在目标不断变小的恶劣情况下的追踪效果, 本视频采用一段本车减速过程的视频片段, 被追踪目标将在视频中不断变小直至消失, 依次考验追踪性能好坏.

4.1 车辆检测测试

车辆检测在整个跟踪程序的前期需要完成, 得到目标模板. 本实验首先使用一张标准色域图得找到红色和蓝色的 HSV 值的大致范围, 然后根据日间车尾灯的 S 值偏高一系列情况对 HSV 值范围进行校准, 以减少干扰出现. 随后对图片数据进行筛选并二值化, 得到原始二值图片; 再经过开闭运算, 对空洞进行填补, 对毛刺进行消除.

如图 4 所示, 程序已检测出图像中所有红色区域, 程序以两个红色大小相似的色块这一特征进行检测, 左侧的为相向驶来的红色汽车, 并不具备特征, 右侧两个色块基本符合这一情况, 为进行下一步判断得以保留. 图 5 所示, 程序成功检测出两个红色色块对称轴附近有一条矩形蓝色色块. 得到了所需要的车尾中轴特征.



图 4 刹车尾灯检测



图 5 刹车尾灯及车牌检测

4.2 车辆跟踪测试

本实验将在同一视频中追踪同一辆车, 由于粒子滤波器程序由于算法本身要耗费较大系统资源; 其中粒子个数、目标模板的像素个数都会影响计算速度, 为此本实验将通过改变粒子个数来测试最佳追踪状态. 粒子个数从 30 个调整到 100 个, 实验结果如下表所示.

表 1 粒子滤波实验结果

粒子个数	帧数	时间	速率	发生错误帧数
30	161	10.06	16.003	第 279 帧
40	155	10.33	15.004	第 379 帧
50	130	9.93	13.091	第 390 帧
60	124	10.11	12.265	第 387 帧
70	117	10.33	11.326	第 351 帧
80	89	10.29	8.649	第 310 帧
90	77	10.02	7.684	第 298 帧
100	69	9.97	6.920	第 267 帧

由图 6 菱形标记线条可知处理后播放的帧速率随着粒子个数的增加而降低, 说明在不考虑极端条件下出错率的情况下, 粒子个数越少, 处理速度越快; 由正方形标记线条可知目标逐渐变小的过程中, 发生错误的帧位置随着粒子个数的增加先变多后变少, 说明在不考虑帧速率的情况下粒子个数在 40-60 个之前最好. 将两者结合起来, 本实验最佳粒子个数在 40-50 个之间.

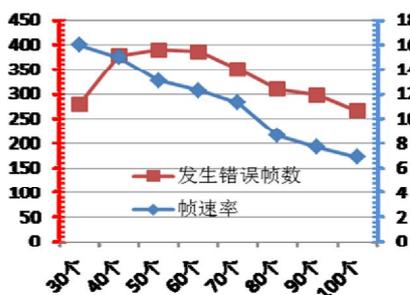


图 6 粒子滤波实验结果

以下为跟踪过程中的部分截图.



图 7 追踪过程

5 结语

本文提出了一种基于粒子滤波技术的, 车辆识别以及跟踪的算法. 使用以车辆刹车尾灯为端点, 车牌在其对称中心附近这一车辆特有特征取得模板, 之后计算图片直方图信息, 进行粒子滤波器跟踪. 在道路环境明了的情况下能有效选择及跟踪前方车辆, 接下来的工作是将前方车辆状况转换为语音或者其他输出方式反馈给驾驶员.

参考文献

- 张玲增. 基于多特征的前方车辆检测与跟踪方法研究[学位论文]. 镇江: 江苏大学, 2010.
- 张秀丽. 基于机器视觉的车辆识别算法的研究[学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2008.
- Qing M, Jo KH. A novel particle filter implementation for a multiple-vehicle detection and tracking system using tail light segmentation. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2013, 11(3): 577-585.
- Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. An adaptive color-based particle filter. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110.
- 刘伟, 孟朝晖, 薛东伟. 基于 CUDA 与粒子滤波的多特征融合视频目标跟踪算法. *计算机系统应用*, 2013, 22(11): 123-128.
- 李锴, 冯瑞. 基于粒子滤波的多特征融合视频行人跟踪算法. *计算机工程*, 2012, 38(24): 141-145.
- Jazayeri A, Cai H, Zheng JY, et al. Vehicle detection and tracking in car video based on motion model. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2011, 12(2): 583-595.
- Sivaraman S, Trivedi MM. Integrated lane and vehicle detection, localization, and tracking: A synergistic approach. 2013: 906-917.
- Hess R, Fern A. Discriminatively trained particle filters for complex multi-object tracking. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2009. CVPR 2009. IEEE, 2009. 240-247.