

一种 surf 自适应滤波算法在智能交通中的应用

陈 侠, 杨 琦

(厦门大学 通信工程系 福建 厦门 361005)

【摘 要】: 为满足智能交通中对车辆跟踪准确性较高的要求本文提出一种结合 Surf 特征算子的粒子滤波算法。通过提取 surf 特征集合,进行特征匹配、模板更新,减少粒子滤波过程中的粒子数,以满足车辆跟踪过程中的实时、准确。实验结果表明:此算法可以较好地实现交通中运动目标的跟踪,并且改进后的算法具有良好的实时性和鲁棒性。

【关键词】: 粒子滤波,智能交通,SURF

1.1 引言

视频跟踪技术在民用和军事的许多领域都具有广泛的应用前景,吸引了许多研究者的关注。在交通管理中,视频跟踪技术也有非常广泛的应用。智能交通系统要根据拍摄到的视频图像进行交通流量控制、车辆异常行为检测等任务。

目前在交通场景中提供的运动车辆进行跟踪常用的方法包括:模型匹配法、均值漂移法、粒子滤波法^[1]。然而在实际的交通场景中,由于背景十分复杂,车辆的图像时常相互粘连遮挡,车辆的边缘信息很难准确获得,3D 车型匹配的准确率往往较低。均值漂移法是一种基于外部特征的跟踪算法,对车辆目标跟踪具有较好的实时性,但跟踪采用的各向同性的核函数无法准确描述车辆目标高维特征分布,并且如果光照和尺度发生变化,则准确度会明显下降。粒子滤波法为离散时间的递归滤波问题提供了一种近似的贝叶斯解决方法,可以很好地计算后验分布,易于实现车辆跟踪;但粒子传播过程中,有一部分偏离目标实际状态的粒子的权值会越来越小,以至于最终只有少数粒子具有大的权值,导致无谓的计算量浪费在小权值粒子上。本文在粒子滤波的基础上,利用 surf 算子对目标进行特征提取,较好的实现了跟踪的实时性和准确性。

1.2 基于 SURF 特征的粒子滤波跟踪算法

1.2.1 算法基本思想

在粒子滤波算法所提出的使用传递后验概率机制来追踪的概率模板框架下,首先通过在选定的目标区域提取 SURF 特征集合来建立初始目标模板,然后将其与当前图像帧提取的 SURF 特征集合进行匹配,在当前图像帧寻找与目标模板最为匹配且大小一致的区域中心点,用此中心点来修正目标位置,并根据特征匹配个数来决定是否将此区域加入模板集,或是否从模板集中选取新的模板作为目标模板。

1.2.2 粒子滤波建模

在粒子滤波中,为了解决动态系统问题,粒子滤波

通常需要两个模型^[2]:一个是描述随时间演化的状态模型;另一个是观测模型。分别表示为:

$$x_t = f_t(x_{t-1}, v_t) \quad (1.1)$$

$$y_t = h_t(x_t, n_t) \quad (1.2)$$

其中 f_t 表示从时刻 $t-1$ 到时刻 t 目标物体的转换方程, h_t 表示观测方程(似然函数), x_t 和 y_t 分别表示 t 时刻目标物体的状态和观测量, v_t 和 n_t 分别表示状态转换过程和观测过程中的噪声。

接下来我们通过预测和更新两个步骤来计算在 t 时刻的后验概率密度 $p(x_t|y_{1:t})$:

(1) 预测:通过之前的迭代过程,已知 $t-1$ 时刻 $p(x_{t-1}|y_{1:t-1})$,先验概率密度函数 $p(x_t|x_{t-1})$ 通过公式(1.1)计算得到,预测通过式(1.3)实现:

$$p(x_t | y_{1:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | y_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (1.3)$$

(2) 更新:由 t 时刻的观测量 y_t ,根据贝叶斯规则对预测进行更新,如下式所示:

$$p(x_t | y_{1:t}) = \frac{p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1})}{\int p(y_t | x_t) p(x_t | y_{1:t-1}) dx_t} \quad (1.4)$$

式(1.4)中的积分项仅可对某些系统获得解,而对非高斯非线性系统无法求解,然而粒子滤波可以利用一组具有权值的粒子来近似后验概率分布, w_t^i 表示时刻 t 所对应粒子 x_t^i ($i=1, \dots, N$, N 为样本粒子数)的归一化权值,满足 $\sum_{i=1}^N w_t^i = 1$

$$p(x_t | y_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^N w_t^i \delta(x_t - x_t^i) \quad (1.5)$$

其中

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i \frac{p(y_t | x_t^{i-1}) p(x_t^i | x_{t-1}^i)}{p(x_t^i | x_{t-1}^i, y_t)} \quad [3]$$

通常将 $p(x_t^i|x_{t-1}^i)$ 作为重要密度函数,这使得 $w_t^i \propto w_{t-1}^i p(y_t|x_t^{i-1})$ 。

1.2.3 SURF算子特征匹配算法

SURF特征点的匹配可以分为三步:(1)SURF兴趣点的检测;(2)SURF兴趣点描述子的生成;(3)SURF兴趣点的匹配。

SURF兴趣点的检测: SURF兴趣点的检测过程包括:(1)构建尺度空间,利用逐步放大的近似高斯滤波器对输入影像的积分图像进行卷积操作,从而形成输入影像的尺度空间。(2)计算近似Hessian矩阵的行列式值:利用近似Hessian矩阵的行列式: $\det(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2$ 。得到每个斑点响应值。(3)极值点检测和精确定位:通过非极大抑制,对尺度空间中的每一个像素(每一阶的第1层和最后一层除外),与该像素同层的相邻8个像素以及它上、下2层的9个相邻像素总共26个相邻像素点进行比较,得到局部极大值和极小值点。

SURF兴趣点描述子的生成: SURF兴趣点描述子生成,其过程为:(1)SURF兴趣点主方向的确定。首先对以兴趣点为圆心,半径为 6σ (σ 为兴趣点所在的尺度)的圆形区域内的所有像素,统计x和y方向上的Haar小波响应 d_x, d_y ,从而使每个像素都有一个对应的Haar小波响应点 $H_p(dx, dy)$ 。然后通过一个大小为 $\pi/3$ 的扇形滑动窗口对所有小波响应进行求和,取长度最长的方向作为兴趣点的主方向。(2)基于Haar小波响应的描述子生成,首先确定一个以兴趣点为中心,大小为 20σ 的方形区域。然后将这个方形区域再均匀细分成 4×4 的子区域,在每个子区域中统计x和y方向上的Haar小波响应的和以及绝对值之和: $\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|$ 。每个子区域有一个4维的描述子 $v_4 = (\sum d_x, \sum d_y, \sum |d_x|, \sum |d_y|)$,整个区域就有 $4 \times 4 \times 4 = 64$ 维的特征向量。

SURF兴趣点的匹配:采用各种距离函数(如欧氏距离)作为相似性度量来计算两两特征向量的距离,从而判断2个SURF特征点是否为匹配点。

1.2.4 实验结果与分析

实验程序开发基于VC 6.0开发环境与Intel OpenCV [5]库。以下所有实验中用最近邻匹配法进行特征匹配时的参数 α 设为0.7。在下面的分析中,将基于SURF特征的跟踪算法称为改进算法。



(a)选取的目标图像



(d)第56帧视频图像

(e)第70帧视频图像

图1 采用基于颜色模型的粒子滤波算法进行跟踪的效果

选取120帧的视频序列,跟踪对象为快速移动的车辆。图1给出使用基于颜色模型的粒子滤波算法进行跟踪的效果,其中粒子数 $N=200$,绿点表示当前时刻各个粒子对目标的预测位置。

图2为采用基于SURF特征的粒子滤波算法对相同目标进行跟踪的效果,其中粒子数 $N=50$ 。绿点表示粒子对目标的预估位置,蓝点表示修正后的目标位置。



(c)第60帧视频图像

(d)第76帧视频图像

图2 采用改进算法进行跟踪的效果

图3对比了两者的跟踪轨迹,目标真实位置为手工标定。从图中可以发现,两者的预估位置与目标真实位置基本一致。改进算法在跟踪过程中所需粒子数 $N=50$,而使用粒子滤波算法至少需要200个粒子才能确保跟踪的精度,改进算法中使用的粒子数减少了75%,有效降低了计算复杂度。

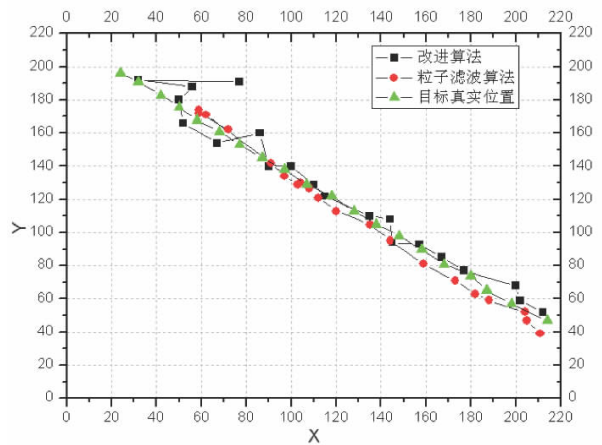


图3 两种算法对目标中心预测的位移轨迹对比

1.3 小结

本文提出了一种基于SURF特征的自适应滤波跟踪算法。首先简单描述了算法的基本思想,接着详细分析了利用粒子滤波的状态转移方程和观测方程对动态系统进行建模的过程,然后在此基础上结合SURF特征的优势以及模板更新策略,进一步提高了跟踪算法的准确性与鲁棒性,最后给出实验结果及分析,从实验结果可以看出,此算法对机动目标跟踪有很好的跟踪效果和很高的跟踪精度。

参考文献:

[1].张昊,洪景新.海上运动目标跟踪系统的设计[J].计算机工程与应用,2010,12

(下转第61页)

垂直纹理,而车牌则相反,垂直纹理较少。

实验证明,该车牌与定位算法基本能剔除大部分的非车牌区域。实验结果如图2所示。



图2 分块搜索结果

2.3 车牌精确定位

经车牌预定位之后,候选区域内可能包含实际的车牌,也可能是伪车牌信息,如垂直的散热片等。因此需要剔除伪车牌区域。考虑到车牌包含规则的字符排列,故采用投影法。行扫描经过牌照区域时会有规律性的起伏,一般起伏个数和字符个数一致,通常为7个,实验测试结果为5至10个,且波峰之间间隔均匀。伪车牌则无此特征。车牌精确定位结果如图3所示。

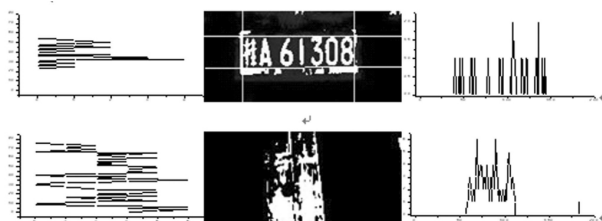


图3 车牌精确定位结果

2.4 定位算法的多核优化

串行程序在合理的并行化之后,其应用程序能在对称多处理器或多核处理器上并行执行,性能将大幅度地提升。因而对算法进行多核优化,可以保证车牌定位算法的实时性。故使用 OpenMP 进行多核并行优化。

3、测试结果与分析

我们使用该算法对不同照明条件下实际采集到的大量车辆图片(包含倾斜、粘连等情况)进行实验。车牌定位实验结果如表1所示。

实验测试环境为

(1) 硬件环境:

Intel Core(TM)2 Duo T7250 @2.00GHz,4GB 内存。

(2) 软件环境:

Microsoft Visual Studio 2010(C++)

(3) 实验数据:

白天黑夜各500张,JPG格式(24bppRgb,200W像素:1600*1200),图片平均大小245KB。

	定位正确数(个)	定位正确率(%)	平均计算时间(s)	多核计算时间(s)
原算法(白天)	446	89.2	-	-
原算法(黑夜)	417	83.4	-	-
本算法(白天)	479	95.8	186	106
本算法(黑夜)	454	90.4	165	93

表1. 车牌定位实验结果数据

由表1可知,采用本文算法,白天颜色正确个数和准确率分别由446个提高到479个,由89.2%提高到95.8%。而夜间一般有两种情况,一种是车牌补光不足情况,光线偏暗,噪声偏多,但是采用分块搜索的算法具有很好的抗噪性,可以抑制噪点;另一种在有补光的情况下,由于车牌反光的特性,车牌区域容易过渡曝光,造成车牌灰度变化减弱,但是经色彩映射预处理之后,车牌底色与文字之间的对比度略微的提升。由此,黑夜车牌正确定位的个数和准确率也由417个提升至452个,由83.4%提升至90.4%,有明显的改善。同时使用多核CPU优化过效率也提高显著,加速比约1.7左右。

4、结论

经实验证明,本算法基于彩色空间对背景光照过暗或曝光过度的情况有良好的抑制效果,提升了车牌区域中车牌底色与字符色的对比度。再结合分块搜索算法有良好的抑制噪点的效果。同时,本文算法有很好的并行化特性。

参考文献:

- [1] Lee E. R.,Kim P. K.,Kim H. J.,Automatic Recognition of A Car License Plate Using Color Image Processing [C].Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing,1994,2:301~305.
- [2] 李文举,梁德群,张旗,樊鑫,基于边缘颜色对的车牌定位新方法[J],计算机学报,2004,27(2),P204-208.
- [3] 戴青云,一种基于小波与形态学的车牌图像分割方法[J],中国图像图形学报.2000,(5),P411-415.
- [4] 苑玮琦,张亮,基于分块思想的汽车牌照定位算法研究[J],自动化学报,2007,33(7),P768-770

(上接第63页)

[2].Katja Nummiaro, Esther Koller-Meier, Luc J.Van Gool: An adaptive color-based particle filter. Image Vision Computer. 21(1): 99-110, 2003.

[3]. 何文媛,韩斌,徐之,宋敬海.基于粒子滤波和均值漂移的目标跟踪[J].计算机工程与应用,61-64.2008,44(11)

[4].Bay H.Surf:Speeded up Robust Features [C]//Proc.of the 9th European Conf.on Computer Vision.[S.l.]:IEEE Press,2006..

[5].于仕琪,刘瑞帧(译者).学习OPENCV(中文版)[M].北京:清华大学出版社.