

LPR 系统车牌定位提取方法的研究

朱俊梅, 陈少平

ZHU Jun-mei, CHEN Shao-ping

中南民族大学 电子信息工程学院, 武汉 430074

College of Electronics and Information Engineering, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China

E-mail: zhujunmei0116@gmail.com

ZHU Jun-mei, CHEN Shao-ping. Vehicle license plate location and segmentation in LPR system. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(14): 198-201.

Abstract: Vehicle license plate locating is one of the key technologies for automatic License Plate Recognition (LPR), and has a great impact on character segmentation and character recognition. In this paper, morphology and topology are used in plate location. Image preprocessing is first adopted, which is implemented by Top-Hat transform, opening and closing operations. Connected components analysis is then performed to detect candidate regions. At last, the real license plate area is obtained according to the Euler number of candidate regions. Experiments show that it can realize the fast search and location of the corner angles of the license plate and segment the license plate from the complex image.

Key words: license plate recognition; license plate location; morphology; topology

摘要: 车牌定位在车牌自动识别中起着非常重要的作用, 定位准确度直接影响车牌识别的正确率。文中使用了数学形态学和几何拓扑学相结合的方法对车牌区域进行定位提取。该方法首先采用 Top-Hat 变换以及开、闭运算对抓拍的车辆图像进行预处理; 然后采用连通体分析(CCA)对图像进行粗定位; 最后对计算得到的车牌候选区的欧拉数进行判别, 最终提取真正的车牌区域。实验证明该方法能够很好的对牌照区域顶角进行快速搜索定位, 将牌照从复杂背景图像中分割出来。

关键词: 车牌识别; 车牌定位; 数学形态学; 几何拓扑学

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.14.056 **文章编号:** 1002-8331(2008)14-0198-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP391

1 引言

车牌识别系统(LPR)在智能交通系统中占有非常重要的地位。车牌定位技术是整个 LPR 系统的关键, 其定位准确度直接影响后面牌照的字符分割与字符识别的准确性。目前国内许多学者对汽车牌照自动识别进行了大量的研究, 其主要途径是采用计算机图像处理技术对车牌的图像进行分析, 自动提取车牌信息, 确定汽车牌号。文献[1]提出了一种基于图像分割技术的滑动同心窗和拓扑学相结合的方法, 来实现车牌定位, 这种方法在特定条件下取得了比较好的效果, 车牌定位准确率达到 90%~95%, 但是该方法不适宜处理复杂背景的图像, 而且在车牌区域细定位时算法复杂, 影响快速定位。文献[2]利用图像中的颜色分量, 分别使用了以 Hough 变换为基础, 以 HLS 彩色模式为基础的车牌识别系统, 识别率也很高, 但是由于中国车牌根据车辆用途的不同车牌背景及字符的颜色不同, 分类比较复杂, 所以基于图像色彩进行车牌定位的算法要求复杂, 而且当车身与车牌颜色相近, 或车牌污染严重时, 会大大降低定位准确率。文献[6]仅采用了数学形

态学方法进行车牌定位, 该方法对于单一背景及车牌区域特征明显的图像有很好的效果且方法简单, 但是对于复杂背景下以及有文字干扰的车辆图像有很大的局限性, 车牌定位准确率不高。

本文采用了数学形态学与几何拓扑学相结合的快速定位提取方法。其处理流程图如图 1 所示, 该方法基于汽车牌照

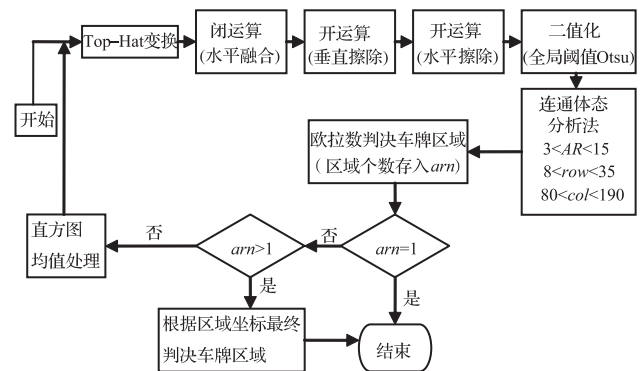


图1 车牌定位提取流程图

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No. 60772031)。

作者简介: 朱俊梅(1982-), 女, 在读研究生, 主研领域: 通信及图像处理; 陈少平(1965-), 男, 博士, 教授, 主研领域: 通信及多媒体信息处理。

收稿日期: 2007-08-23 **修回日期:** 2007-11-26

的大小、纵横比等固有特性, 首先采用 Top-Hat 变换以及开、闭运算对抓拍的车辆图像进行预处理; 然后采用连通体态分析法对图像进行粗定位, 得到车牌候选区; 最后对候选区域进行欧拉数判决精定位, 最终提取真正的车牌区域。实验证明该方法对于光照变化、背景复杂、牌照污染、缺损、变形等情况不敏感, 能够很好的对牌照区域顶角进行快速搜索定位, 将牌照从复杂背景图像中提取出来。

2 图像预处理

2.1 数学形态学 Top-Hat 变换

形态学的基础是作用于物体形状的非线性算子的代数, 用具有一定形态结构特性的“结构算子”去度量图像的形态, 收集图像信息。当结构算子在图像中不断移动时, 便可考察图像各个部分间的相互关系, 从而了解图像各个部分的结构特征。

Top-Hat 变换是一种极好的高通滤波变换, 它将原图像与经过开运算之后的图像进行相减, 这个变换中的开运算用来提取图像的背景信息。由于 Top-Hat 变换是将原图像减去开运算以后的图像, 原图像经过开运算后, 那些与结构元素 k 不符的部分被去掉, 再用原始图像减去开图像, 被去掉的部分就清楚的显示出来了。

对于汽车图像, 车牌及其附近的灰度变化频率较大, 所以只要选择合适的结构元素, 就会很清晰的将车牌区域与背景分割开来, 而且这种方法对光线并不敏感, 因为它是针对整幅图像的灰度分布频率进行诊断的。

由图 2(b) 可见, 汽车图像经过 Top-Hat 处理后, 整个地面以及大部分车身背景都被削去, 只剩下灰度变化频率较大的车牌区域及车灯部分, 消除了大部分背景干扰。而文献[1]采用的是由滑动同心窗分割后的图像与原图像进行逻辑与来分割车牌区域, 该方法虽然提高了图像的分割速度, 但是却突出了车牌边框及车身边缘细节(见图 2(d)), 增加了背景复杂度, 削弱了车牌区域的特征, 不利于下一步的候选区域定位。图 2(c) 是经过开闭运算对图像进行融合、消除后的图像, 得到 3 个车牌候选区域。

除, 除去高于车牌区域的背景噪声;

(4) 选取线性水平结构算子, 再对图像进行水平擦除, 除去宽于车牌区域的背景噪声;

(5) 对形态学处理后的图像使用全局阈值 Otsu 方法进行二值化。

3 车牌区域定位

3.1 连通体态分析法(CCA)及粗定位

连通体态分析法 CCA(Connected Components Analysis) 是图像处理中的经典算法^[3], 对整幅图像进行扫描, 依据像素的连通性标记出那些连通区域(连通区域中的像素具有近似的像素密度值)并以某种方式将它们连接起来(4-连通或8-连通)。全部扫描判决结束后, 图像中的每个像素都由特定的标记将其标识出来。本文将 CCA 应用于二值图像, 采用 8-连通。粗定位判决准则为:

(1) $3 < \text{纵横比}(\text{aspect ratio}) < 15$;

(2) $8 < \text{row} < 35$;

(3) $80 < \text{col} < 190$ 。

满足以上三个条件的区域认为是车牌的候选区域, 并把对应像素的顶角坐标存入矩阵 A 。判决准则设定的参数范围依据所处理的汽车图像的尺寸以及车牌区域占整幅图像的比例来确定。

纵横比是通过扫描图像分别找出行和列的最小值和最大值来确定的^[4]。纵横比由下式来定义:

$$r_{\text{MAX}} - r_{\text{MIN}} + 1$$

$$c_{\text{MAX}} - c_{\text{MIN}} + 1$$

c 表示列, r 表示行。

由于经过了前面的形态学预处理, 大部分背景都被削去, 并且经过融合、擦除处理后, 图像中只剩下了少数连通性比较好的区域, 降低了进行 CCA 粗定位车牌候选区的难度, 也为后面进行欧拉判决精定位打下了很好的基础。文献[1]也是采用 ACC 标记连通区域, 但是其采用的滑动同心窗方法没有很好的削去背景干扰, 而且由于车牌边框突出, 容易造成字符与边框粘连, 在进行 ACC 粗定位时造成候选区域过大而判决出错, 或因为背景干扰而定位出多个候选区域, 或因为字符或边框断裂而定位失败, 使粗定位精确度下降, 进而影响了后面进行的欧拉判决精定位。两种方法 ACC 标记比较结果见表 1。

表 1 本文方法与滑动同心窗方法粗定位比较

图像	本文 ACC 粗定位 候选区域个数	文献[1] ACC 粗定位 候选区域个数
图 4(a) 强光下	1	4
图 4(a) 背景复杂	3	21
图 4(a) 黑夜中	1	字符及边框断裂粗定位失败
图 4(a) 文字干扰	2	车牌与车身粘连粗定位失败

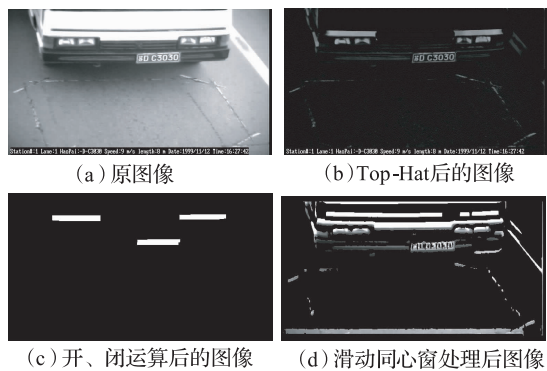


图 2 形态学处理后结果

形态学方法对图像的预处理步骤:

(1) 对原始图像进行 Top-Hat 变换;

(2) 对变换后的图像通过闭运算进行水平融合, 选取线性水平结构算子, 达到水平融合的目的;

(3) 选取线性垂直结构算子, 对融合后的图像进行垂直擦

3.2 欧拉数(Euler Number)判决精定位

二维图像中, 欧拉数被定义为连接体数与其中空洞数之差, 用公式表示为:

$$E = C - H$$

欧拉数的计算是利用邻近像素值来进行的, 由于图像连接分为 4-连通和 8-连通, 本文采用 8-连通的欧拉数计算,

公式^[5]为:

$$8 - \text{连通}: E(8) = Q1 - Q3 - D1$$

其中 $Q1, Q3$ 和 $D1$ 分别代表二值图像中具有如下排列模式

$$\begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \text{的个数。}$$

经过粗定位之后,对候选区进行欧拉数判定,根据牌照的纹理特征,牌照的字符就表现为“洞”,而车牌背景就是所谓的目标,利用这二元测度,包括超过三个洞的目标对象被保存。因此,欧拉数判定被设定为: $E > 3$,目的是通过算法可以检测出不少于4个字符的车牌区域。

但是对于背景是黑色,字符是白色的车牌图像,利用上面的算法则不能成功的诊断出车牌区域。因此,如果诊断出的目标对象个数为0,则需要将诊断区域进行逆变换,然后再进行判决处理。

由图3(b)可见本文采用方法提取出的车牌区域只在左右边框有很少的背景区域,定位比较准确。而文献[1]采用的方法提取出的车牌区域在上下边框及左右边框都包含了大部分背景区域,增加了后面字符分割过程的难度。图3(c)第3幅图像因为字符断裂以及右边框与车身粘连,造成了定位失败。

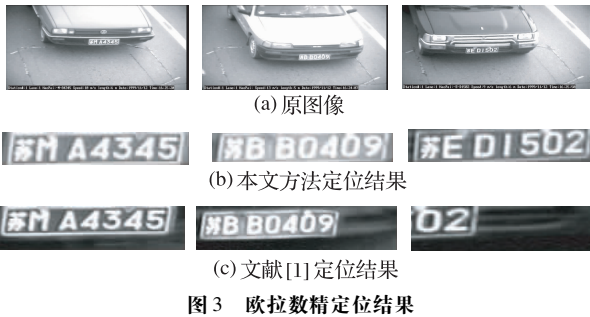


图3 欧拉数精定位结果

车牌区域定位步骤:

(1) 利用 CCA 对二值图像进行处理判决,完成车牌区域



图4 实验结果

的粗定位;

(2) 对车牌候选区进行拓扑学处理,求取欧拉数,当欧拉数 > 3 时,则判定为真正的车牌区域。

4 实验结果及分析

上述讨论的方法以 Matlab7.1 为开发工具。对 100 幅尺寸为 768×288 的汽车图像样本进行测试,对各种天气环境、白天黑夜、单一道路为背景、市区街道为背景拍摄的汽车图像进行车牌定位提取,定位准确率达 94%。表 2 给出了本实验的参数值,牌照区域特征是获得的汽车图片中的牌照区域的特征,而不是真正的汽车牌照尺寸,是根据尺寸为 768×288 、车牌区域大约为 130×20 的汽车图像设定的。

表2 参数确定

参数	设定依据	本实验设定值
Top-Hat 结构算子	小于牌照字符最小值	'disk', 8
水平溶合结构算子	宽度大于字符最大间距	('rectangle', [1 25])
垂直擦除结构算子	高度是字符最低高度	('rectangle', [10 1])
水平擦除结构算子	宽度小于整个车牌宽度	('rectangle', [1 80])
纵横比 AR	牌照区域宽高比	$3 < AR < 15$
候选区宽度 col	牌照区域宽度	$80 < col < 190$
候选区高度 row	牌照区域高度	$8 < row < 35$

注:表中所说的牌照区域特征是获得的汽车图片中的牌照区域的特征,而不是真正的汽车牌照尺寸。本实验的参数值是根据尺寸为 768×288 、车牌区域大约为 130×20 的汽车图像设定的。

Matlab 下的实验结果见图 4,共选取了 4 幅图像,图 4(a) 分别是强光下、黑夜中和背景复杂、文字干扰情况下拍摄的图像;图 4(b) 是 Top-Hat 变换后的结果,可以看出在不同光照条件下都可以将车牌区域与背景区分开来;图 4(c) 是 ACC 变换之后的结果;图 4(d) 是最终定位结果,经过欧拉数判决之后,伪车牌区域可以成功削去。下面对在实验过程中遇到的一些实际问题进行总结:

(1) Top-Hat 变换参数设定:参数太大,则对图像处理不够

精细,使车牌周围附近的车身细节不能削去,当进行水平融合时很容易造成车牌与车身粘连;参数太小,则会丢失有用的车牌区域信息,同时也会留下过多的背景细节,降低车牌提取的准确度,因此要根据车牌图像的特点合理设定参数。

(2) 闭运算水平融合参数设定:结构算子一般取决于第二、第三字符之间的间距,但是当车牌字符中有“E2”、“E3”、“E5”、“L3”、“L5”、“F2”、“F3”等等,则字符间距就不能取决于第二个字符和第三个字符的距离了,要适当加大。

(3) 在形态学处理过程中,车牌区域难免会和周围车身造成粘连,或者当离摄像头太低或太高时,得到的车牌的宽度和高度都会有一定的浮动,所以在设定 AR 的范围时应该适当放宽一些,虽然会使候选区增多,但是经过欧拉数判决后不影响车牌定位准确度。

(4) 候选区存储问题:在形态学处理过程中,先后进行了两次擦除工作,由于车牌边缘存在毛刺现象,所以在擦除过程中有时会将车牌边缘的有用字符信息擦除掉了,对以后的字符识别会增加困难,所以在 CCA 之后对车牌候选区进行存储时要扩展之后存储,文献[6]采用的是对候选区膨胀后再存储,这种方法比较复杂。本文直接将候选区顶角坐标进行外扩就达到目的了,这样实现简单,而且节省资源,提高速度。

5 总结

本文通过 Matlab 软件仿真实现了车牌识别系统的车牌定位提取过程。该过程可以分为 3 个步骤:数学形态学预处理、

连通态分析法粗定位、几何拓扑学细定位。实验证明本文采用的方法可以克服光照不均、背景复杂、车牌缺损、污染、车身文字干扰等状况,对牌照区域顶角进行快速搜索定位,很大程度的提高了车牌区域的定位准确度。该方法也有一定的缺陷,当车牌角度倾斜太大时会降低定位的准确度。但是这一缺陷可以通过对摄像头安装方位进行合理调整来解决。

参考文献:

- [1] Christos Nikolaos E, Ioannis E, Eleftherios Kayafas. A license plate-recognition algorithm for intelligent transportation system applications[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transformation Systems, 2006, 7(3):377-391.
- [2] Lee E R, King P K. Automatic recognition of a car license plate using color image processing[J]. Journal of Korea Institute of Telematics and Electronics, 1995, 24(2):128-131.
- [3] Bouman C A. Connected component analysis[J]. Digital Image Processing, 2007(1).
- [4] Umbaugh S E, Wei Yan-sheng, Zuke M. Feature extraction in image analysis[J]. IEEE Engineering in Medicine and Biology, 1997:62-73.
- [5] Rosenfeld A. Picture languages—formal models for picture recognition[M]. New York: Academic Press, 1979:25-26.
- [6] Martin F, Garcia M, Alba J L. New methods for automatic reading of VLP's[C]//Proceedings of IASTED International Conference on Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications (SPPRA), 2002.

(上接 197 页)

同时,通过上面的遗传算法也可以发现,对噪声强度为 0.4 的图像,当迭代次数达到 17 次时,适应度函数取最大值 2 360.8,此时 w-se 的最优组合为:

$$\{w-se\} = \left\{ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \right\} \quad (16)$$

对噪声强度为 0.6 的图像,当迭代次数达到 11 次时,适应度函数取最大值 2 735.5,此时 w-se 的最优组合为:

$$\{w-se\} = \left\{ \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \right\} \quad (17)$$

为了更好地说明算法的有效性和优越性,通过对比不同强度噪声下基于遗传算法形态学与其它形态学滤波结果的信噪比,如表 1 所示。可以发现,基于遗传算法形态学滤波相对于其它滤波,滤波图像的信噪比有明显提高,这也进一步证明了算法的有效性。

表 1 遗传算法形态学与其它形态学滤波结果的信噪比比较 dB

算法	椒盐噪声强度	
	0.4	0.6
噪声图像	-4.433 6	-6.200 9
中值滤波	5.712 4	-1.397 3
中值一开闭滤波	12.496 5	6.337 7
遗传算法形态学滤波	17.983 6	10.797 6

7 结论

本文在首先介绍形态学和中值滤波基本性质的基础上,主要研究了基于遗传算法的形态学医学图像滤波方法,并将之应用于施加噪声的肺部 CT 图像滤波,实验结果表明,这一方法有较强的自适应性,尤其对噪声强度较大的图像,信噪比相对于中值滤波、形态学开闭滤波等其它滤波都有明显的提高,其滤波功能更能得以体现。

参考文献:

- [1] Smith G C, Smith S F. An enhanced genetic algorithm for automated assembly planning[J]. Robotics and Computer Integrated Manufacturing, 2002, 18(5/6):355-364.
- [2] 谢可夫. 基于遗传算法的自适应中值-开闭滤波器[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(8):951-956.
- [3] Zhao Yu-qian, Gui Wei-hua, Chen Zhen-cheng, et al. Edge detection of brain magnetic resonance image by multiscale morphology[J]. International Journal of Tomography & Statistics, 2006, 4(6):33-43.
- [4] Johan V H, Ernesto T R. The approximations of a morphological opening and closing in the presence of noise[J]. Signal Processing, 2001, 81(9):1991-1995.
- [5] Zhao Yu-qian, Gui Wei-hua, Chen Zhen-cheng. Edge detection based on multi-structure elements morphology[C]//The 6th Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation(WCICA), Dalian, China, 2006, 6:9795-9798.
- [6] 周克民, 胡云昌. 遗传算法计算效率的改进[J]. 控制理论与应用, 2002, 19(5):812-813.