

多阶段车牌定位算法

片兆宇 孟祥萍 张红

(长春工程学院电气与信息学院 长春 130012)

摘要 车牌定位是车牌识别系统中的关键环节。针对车牌图像区域丰富的边缘信息以及独特的特征,提出一种实用而有效的车牌定位方法。首先,将原始图像转换到 HSI 空间上,利用图像的字符边缘特征信息和数学形态学操作对目标区域进行粗定位;然后,根据车牌固有的特征定义 4 种不同的特征值,通过自组织神经网络的训练,实现对车牌区域的精确定位。最后,对 80 幅彩色图像进行测试,其有效率可达 96.25%。

关键词 车牌定位, HSI 空间, 形态学, 自组织神经网络

中图法分类号 TP391 **文献标识码** A

License Plate Location Algorithm Based on Multi-phases

PIAN Zhao-yu MENG Xiang-ping ZHANG Hong

(School of Electrical & Information Technology, Changchun Institute of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract The location of license plate plays a crucial role in license plate recognition system. Based on the rich edge information and unique features of the license plate region, a practical and effective method of locating the plate was proposed. Firstly, the original image was transferred to HSI space, and the rough locations were detected by using the edge information of the characters and the operation of the mathematical morphology; and then, the accurate region of license plate was decided by the SOM using four features proposed by this paper. Finally, the experiments on 80 color images show that the efficiency of the proposed algorithm is 96.25%.

Keywords License plate location, HSI space, Morphology, Self organizing map

1 引言

车牌定位是车牌识别系统的关键技术,是车牌字符分割和识别的前提。目前,针对车牌自动识别系统的研究有很多,定位方法主要分为两类:一类是利用灰度信息和纹理信息进行分类^[1-3],特点是在灰度图像中进行处理,速度相对较快,但在图像对比度下降、噪声较多的情况下,错误率较高;另一类方法是利用图像的彩色信息^[4,5],在图像上搜索与车牌相近的像素点,并加以标记。其特点是适合人的视觉要求,简捷直观;但对光照较敏感,且计算速度较慢。

本文综合了上述两种方法的优点,提出一种快速、有效且适应性强的车牌定位算法。方法首先将图像从 RGB 空间转换到 HSI 空间,利用所定义的 E 算子检测图像的垂直边缘,再通过数学形态学运算确定车牌的候选区域,实现对车牌的粗定位;在车牌的精确定位阶段,根据车牌的特征,本文提出了 4 种不同的车牌特征值,从不同角度刻画车牌信息。最后, SOM 网络利用输入的 4 种特征对候选区域进行自动分类,实现车牌的精确定位。与传统的定位算法相比,所提算法在粗定位阶段,计算简单快捷;在精确定位阶段,将所提 4 种特征和 SOM 网络结合,有效地克服了传统方法易受干扰的缺点。最后的试验表明,所提算法具有较好的检测准确性和检测稳定性。

2 预处理

2.1 彩色空间的选择与转换

车牌检测系统捕获的数字图像常采用 RGB 格式存储。然而,试验发现该彩色空间受光照条件的制约严重,随光照强度的变化其颜色值波动较大。而大多数检测系统需全天候运行,使得在 RGB 彩色空间下的识别变得十分困难。而 HSI 彩色空间将颜色信息与亮度信息分离,分别用色度(H)、饱和度(S)和亮度(I) 3 个分量表示像素的颜色特征。其中, H 和 S 两个分量包含了图像的色彩信息,不受外界光照的影响;而亮度分量 I 则体现了无色强度的概念(灰度),保留了像素间的对比度关系。在该彩色空间下可以方便、有效地进行色彩的区分和归类。因此本文选择将图像转换到了 HSI 彩色空间下进行车牌特征的提取。由 RGB 彩色空间到 HSI 彩色空间转换关系如下^[6]:

$$H = \begin{cases} Hl & \text{if } B \leq G \\ 360^\circ - Hl & \text{if } B > G \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \frac{(\text{Max}(R, G, B) - \text{Min}(R, G, B))}{\text{Max}(R, G, B)} \quad (2)$$

$$I = \frac{R + G + B}{3} \quad (3)$$

$$Hl = \cos^{-1} \left\{ \frac{0.5 * [(R - G) + (R - B)]}{\sqrt{(R - G)^2 + (G - B)(R - B)}} \right\} \quad (4)$$

到稿日期:2008-09-04 返修日期:2009-02-05

片兆宇 博士,主要研究方向为图像处理、模式识别;孟祥萍 博士,教授;张红 硕士研究生,助教。

2.2 图像增强

图像采集时,光照条件是个随机因素,光照太强或太弱都会使得车牌图像对比度变差,如果直接对转换得到的灰度图像(I分量)进行处理会产生较大的误差。为了获得准确的定位效果,对采集到的图像进行灰度增强是十分必要的。为了突出牌照的灰度细节,抑制背景区域,本文采用灰度分段线性变换的方法对图像进行增强。其变换公式如下:

$$G = \begin{cases} 0.5 * I & I < I_{low} \\ 255 * (I - I_{low}) / (I_{high} - I_{low}) & I_{low} < I < I_{high} \\ 0.5 * I & I > I_{high} \end{cases} \quad (5)$$

其中, I_{low} 和 I_{high} 分别为第一波谷和最后一个波谷值。通过以上的变换,可以将高灰度和低灰度区域压缩,使中间区域进行拉伸,其处理效果如图 1 所示。



图 1 增强前后的灰度图像

3 候选车牌区域的检测

3.1 图像的差分运算

标准车牌上包含 7 个字符,纹理密集,且垂直方向上的边缘较为丰富。因此,可以利用边缘检测算子对灰度图像进行处理,获得车牌字符特征。传统方法常选取经典的差分算子来检测字符边缘,但是效果往往差强人意。考虑到车牌区域的垂直边缘较丰富,本文设计了一种新的边缘算子——E 边缘算子,如式(6)所示。通过水平方向上的差分运算来凸显字符的垂直边缘特征。

$$E = \{1, 0, 0, -1\} \quad (6)$$

图 2 给出了两种检测算子和 E 算子的检测结果。如图所示,利用 Sobel 算子和 LoG 算子所得到的结果,虽然车牌区域较为突出,但是其它区域的边缘信息也被保留下来了,这为后续车牌区域的精确定位带来了很大的干扰。而本文所提的 E 算子在抑制与车牌无关边缘的同时有效地保留了车牌区域的信息。

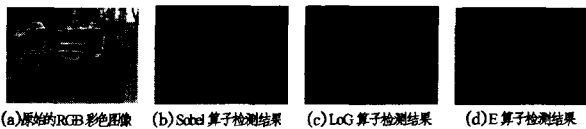


图 2 差分运算后的图像

3.2 基于形态学的候选区域的检测

在二值差分图像中,目标区域由大量的点簇构成。从图 2(d)可以看出,车牌区域的点簇较集中,而其它区域则较分散。传统的方法采用行列扫描来确定车牌区域^[7],这样做不仅浪费大量的运算时间,而且检测结果也不准确。本文利用形态学运算,使目标区域由离散的点变为一个个候选的连通区域。这不仅可以使点簇密集的车牌区域形成一个整体,而且还可以有效滤除孤立的噪声。

对分散的小区域进行闭运算处理可以将分离的字符重新连通在一起,使车牌区域形成一个封闭区域。为了保证获得连通的车牌区域,形态学结构元素的选取至关重要。因为过大的结构元素会造成车牌区域与邻近干扰区域过度粘连;而过小的结构元素又无法实现连通。从图 2 中可以发现,车牌

区域中第二个和第三个字符区域的间距最大。在闭运算过程中,至少要保证这两个字符连通在一起。经过大量实验分析发现,车牌中字符的线条宽度一般为 3~5 个像素,而第二、三个字符间距与线条宽度的比值约为 2.52。因此,第二和第三个字符间距大约为 8~12 个像素,兼顾车牌的长度和宽度的比例特征,令闭运算采用 $10 * 40$ 的全为“1”的矩形结构元素,其它形态学运算采用 $9 * 9$ 的全为“1”的正方形结构元素。

本文设计 4 步形态学运算:闭运算→腐蚀运算→开运算→膨胀运算实现对候选区域的确定。其具体的形态学运算如下:

$$\text{膨胀运算: } A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\}$$

$$\text{腐蚀运算: } A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\}$$

$$\text{开运算: } A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$$

$$\text{闭运算: } A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B$$

其中 A 表示图像; B 表示结构元素; \hat{B} 为 B 的补集。

图 3 给出了应用上述形态学操作对图 2(d)进行处理的结果。结果表明,通过对差分后的图像进行一系列的形态学运算,离散的点簇被整理为一个个连通的区域。而车牌区域的点簇较为密集,因此真正的车牌区域也一定包含在这些候选区域内。

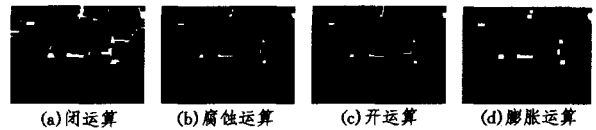


图 3 数学形态学滤波

4 车牌区域的精确定位

经过上述粗定位后,得到了一组车牌的候选区域,其中除车牌区域以外,还包括许多伪车牌区域,如:车灯、散热片、车体广告以及其他一些标志区域。为了准确定位车牌,必须剔除这些伪车牌区域。传统方法多选择如颜色、垂直投影等单一特征来精确定位。显然,当图片背景复杂时就会使车牌定位不准。根据对 GA36-92 国家标准所规定的常见 1992 式民用车牌的分析^[8],可以总结出车牌区域具有以下特征:

- 1) 车牌区域大小相对固定,长宽比约为 3.14 左右。
- 2) 在特定大小区域内密集包含了多个字符灰度。
- 3) 车牌颜色较为固定,车牌的底色与字符的颜色对比明显。

本文根据这些特征定义了 4 种车牌特征值,然后根据自组织神经(SOM)网络对候选区域进行自动分类。

4.1 车牌特征的量化

本文采用一个大小为平均车牌 1.5 倍的矩形区域,在候选图片中由左到右、由上到下移动,参照候选区域的位置,根据 H,S,I 3 个分量以及 E 算子结果图,分别计算车牌的特征值。计算时,令候选区域位于矩形区域的中间。

4.1.1 长宽特征比

根据特征(1)可知,无论采集到的图像大小如何,其车牌的长宽比都应该是个相对固定的值。假设第 i 个候选区域的长宽为 $M \times N$ 大小,定义长宽比特征 δ 为:

$$\delta_i = \exp(-8 \times | \frac{M}{N} - 3.14 |) \quad (7)$$

由式(7)可知当候选区域的长宽比 $\frac{M}{N}$ 在 $[2.85, 3.43]$ 间变化时, $\delta_i \in [0.1, 1]$ 间。因此,长宽比是标准车牌长宽比 0.9 ~ 1.1 倍的候选区域会有较高的 δ_i 值。

4.1.2 车牌点密度

根据特征(2)可知,车牌区域集中包括了多个字符,因此,在通过 E 算子得到的差分图像中,车牌区域所包含的边缘点明显多于其他候选区域,即使存在车体广告等伪车牌区域,车牌区域内的边缘点也维持在一个较高的水平。定义候选区域的边缘点密度为检测车牌的另一个特征。假设在差分图像中,白像素表示边缘点,黑像素点为背景区域点,则定义候选区域的边缘点密度为:

$$D_i = \frac{C_{out_i}}{M \times N} \quad (8)$$

其中, C_{out_i} 为第 i 个区域内边缘点的个数, M 和 N 分别为候选区域的长和宽, $0 \leq D_i \leq 1$ 。

除了边缘点密度较高以外,车牌区域的字符呈规则排列,即字符一般水平排列,且间距一定。扫描车牌区域时,灰度会呈规律性的起伏变化,据此,可以定义另外一种车牌特征-灰度跳变比。

4.1.3 灰度跳变比

对每一个候选矩形区域 I 分量图进行垂直方向差分运算,并求取垂直差分图像的在垂直方向上的投影 V_i :

$$V_i(x) = \sum_{y=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} |I(x, y+1) - I(x, y)| \quad (9)$$

其中, x, y 为候选区域内点的纵横坐标。如图 4 所示,由于我国车牌大都由 7 个字符组成,且彼此的间隔相同,因此,与伪车牌区域相比,车牌区域的垂直差分投影图存在明显的规律跳变。根据这些规律跳变可以有效地区分车牌与伪车牌区域。

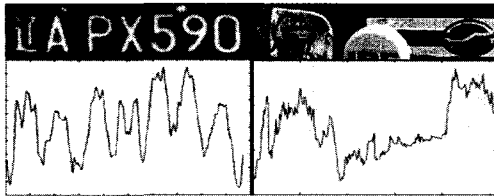


图 4 车牌区域和伪车牌区域垂直差分投影图

但由于字符结构变化,每次大的变化中包含了许多间隔较近的波峰。为了获得准确的跳变特征,首先要准确找到有效的变化。通过图 4 可以发现:在每个字符两侧,车牌区域的 V_i 图变化明显,因此只要找到有效波谷,计算两个有效波谷位置的中值即可认定为字符所在的位置。本文通过以下步骤来获得有效波谷值:

1) 假设 i, j 表示两个波峰所在的位置,其波峰值分别为 $h(i)$ 和 $h(j)$,若它们之间满足 $\max\{h(i), h(j)\} / \min\{h(i), h(j)\} < 1.2$,且它们间的水平距离 $|i-j| \leq 1/4$ 个字符平均宽度时,认为二者相隔很近,而且其波峰相差很小,则可以去掉较小的波峰 $h(p_1)$,保留较大的波峰 $h(p_2)$;重复此过程,直到波峰数量稳定不变。定义此时的波峰为实际波峰,如图 5 中的 \times 点所示。

2) 比较两个实际波峰间的 n 个波谷值,定义最小的为实际波谷,如图 5 中的菱形点所示。

3) 假设 $h(i)$ 为第 i 个实际波峰, $v(i)$ 和 $v(i+1)$ 为其左右

的两个实际波谷值,若 $v(i)/h(i) > 0.74$ 或 $v(i+1)/h(i) > 0.74$ 时,认为波峰 i 为过渡波峰,并将其剔除,将剩余的波峰定义为有效波峰,如图 5 圆形点所示。

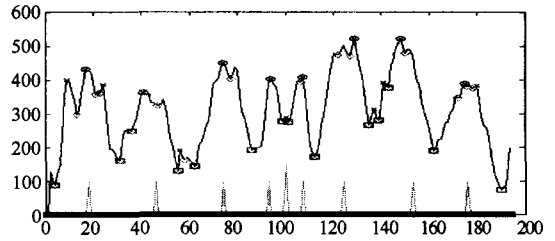


图 5 车牌区域字符位置的确定过程

4) 重复步骤 2) 保留有效波峰间的最小波谷值,定义其为有效波谷,如图 5 中的矩形所示。

5) 计算两个连续有效波谷位置的中值点。若这两个波谷间包含着有效波峰,则保留这个中值点,称之为候选字符点,并令其为 100(图 5 中 8 个高为 100 的黄色点)。

6) 比较两个连续候选字符点,若其水平距离小于 $1/2$ 个字符,则用它们水平平均位置代替这两个候选点(图 5 中,幅值 150 的点代替其左右两个点),令最后保留下来的点位置为实际字符的位置。

经过上述计算,可以获得 n 个字符位置。假设 $d_{i,i+1}$ 和 $d_{i+1,i+2}$ 分别为第 i 和 $i+1$ 个字符,以及第 $i+1$ 和 $i+2$ 个字符间的距离,则定义车牌的灰度跳变比 H_i 为:

$$H_i = \prod_{i=1}^{n-2} \frac{\min\{d_{i,i+1}, d_{i+1,i+2}\}}{\max\{d_{i,i+1}, d_{i+1,i+2}\}} \quad (10)$$

其中, $0 \leq H_i \leq 1$ 。

由于车牌区域的字符呈现规律性变化,这样连续两个字符的间距也近似相同,其比值约为 1,因此,若候选区域为车牌区域,则 H_i 约为 1;相反,若候选区域是伪车牌区域,其字符跳变杂乱无章,其 H_i 值较小。

4.1.4 色彩概率

由于我国车牌主要包含 4 种不同的配色方案,分别为蓝底白字、黄底黑字、白底黑字和黑底白字,经过大量试验发现 4 种颜色在 HSI 空间的分布规律,如表 1 所列。按照黑、白、蓝、黄, I, S, H 的优先级对候选区域内像素点的颜色特征进行标定,若不属于任何一种颜色,则记为 0;属于某种颜色,则将其相对应的颜色变量置 1,然后根据式(11)一式(13)统计候选区域的颜色概率。

表 1 车牌颜色在 HIS 空间的分布(-表示不考虑)

	H	S	I
蓝色	[190-245]	[0.4-1]	[102-255]
黄色	[50-60]	[0.4-1]	[102-255]
白色	-	[0-0.1]	[243-255]
黑色	-	-	[0-52]

$$P_i(WB_k) = (\text{白像素点} + \text{黑像素点}) / M \times N \quad (11)$$

$$P_i(BW) = (\text{蓝像素点} + \text{白像素点}) / M \times N \quad (12)$$

$$P_i(YB_k) = (\text{黄像素点} + \text{黑像素点}) / M \times N \quad (13)$$

从中选择最大的颜色概率作为车牌颜色特征的色彩概率,令 $P_i = \max\{P_i(WB_k), P_i(BW), P_i(YB_k)\}$ 。其中, $0 \leq P_i \leq 1$ 。

4.2 基于 SOM 网络的车牌精确定位

SOM 网络是一种自组织网络。所谓自组织过程是指学

习的结果总是使聚类区内各神经元的权重向量保持向输入向量逼近的趋势。从而使具有相近特性的输入向量聚集在一起。这种结构的网络能从输入信息中找出规律,并根据这些规律相应地调整网络,使得以后的输出与之相适应。

SOM网络由输入层和竞争层组成。输入层对应一个高维的输入向量,竞争层由一系列二维网格节点构成,输入点与输出点为全连接,并通过连接权量化连接强度。设在第 t 次学习后,输入模式 X 激活第 j 个神经元,则模式 X 与第 j 个神经元间的距离最小。设它们之间的距离 $d_j(t+1)=x_i-u_{ij}(t+1)$,由于 $x_i-u_{ij}(t+1)=(1-\eta(t))[x_i-u_{ij}(t)]$,而 $0<\eta(t)<1$,因此有 $d_j(t+1)<d_j(t)$ 。这样当再次输入模式 X 时,它与神经元 j 之间的距离就会逐渐减小,神经元 j 获胜的机会也逐渐增大。通过这种迭代,更新获胜单元及其邻近区域的权值,使得输出节点保持输入向量的拓扑特征。因此,最终的获胜神经元可以表示对该输入模式的分类。

车牌区域的精确定位实际上是一个二分类问题,SOM网络能够很好地解决这类问题。网络的训练样本可以分为两种:标准车牌区域和伪车牌区域。为了区别二者的不同,在上节中给出了4种车牌区域的特征向量,令SOM网络的输入向量 $Input=\{\delta_i, D_i, H_i, P_i\}$,输入到神经网络中进行训练、学习;对于竞争层的结构,通过大量的试验选择 3×2 网格结构。这样,神经网络就会自动地将 N 个样本矢量按照其本质的属性分别归属到与之对应的类别中,判断其是否为车牌区域,这样就可以精确地定位出车牌区域。

5 仿真结果与分析

为验证算法的可行性,本文选取了200幅 640×480 大小、在不同光照和时间下的图像对算法进行测试。其中120幅用来训练SOM网络,另外80幅图片用来测试。算法在Matlab7.04环境下编程实现。

实验结果显示,SOM网络的训练时间为357.9220s,定位时间在0.7541~0.8360s之间,车牌的平均定位时间约为0.7865s。实验表明,不同背景环境的图片,定位时间不同。背景越复杂,定位时间越长。对于80幅测试图片,所提算法成功地检测到77幅,准确率为96.25%。识别失败的原因有两种,其中,1幅由于车牌遮挡造成定位失败;而另外两幅定位失败主要是因为车牌倾斜严重。此外,算法检测率与训练样本的选取也有很大的关系,若训练集合涵盖的范围足够广,且数量足够多,则检测效果会有很大程度提高。

实验结果表明,所提算法的定位准确率高,定位速度快,对于不同背景图片具有较强的检测稳定性。图6给出了一幅受污损车牌,结果表明算法可以对其实现精确定位;图7给出了一幅夜间车牌定位结果及其定位结果的反色图。从结果可以看出,由于算法采用了多特征的综合定位,算法受光照的影响很小。但是若车牌出现反光或退色严重等特例情况,算法

定位会失败。



图6 轻度污损车牌定位结果



图7 夜晚车牌的定位结果

结束语 车牌自动定位是汽车牌照自动识别系统中的关键,也是较难解决的问题。本文提出了一种新的车牌定位方法,该方法首先利用图像的垂直边缘信息和数学形态学滤波获得候选车牌区域,然后充分利用HSI空间的不同车牌特征信息,应用SOM网络准确地分割出车牌图像。4种不同特征互为补充,避免了传统方法检测标准单一造成误检的缺点。通过对80幅车牌图像进行仿真实验,其有效率可达96.25%。该方法从车牌图像的特征信息出发,充分利用车牌的先验知识,不但能突出车牌区域,而且还能滤除非车牌区域等特点,具有较强的适应性。

由于形态学结构元素的选取、车牌倾斜等原因,最后的定位图像中可能会包含少量的背景图片,这也是本文在今后的研究过程中要不断完善的部分。

参考文献

- [1] 赵启升,李存华.基于VC~(++)的车牌识别系统关键技术研究[J]. 计算机科学,2006,33(12):207-213
- [2] 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):768-770
- [3] Zheng Da-nian, Zhao Yan-nan, Wang Jia-xin. An efficient method of license plate location [J]. Pattern Recognition Letters, 2005,26(15):2431-2438
- [4] 李文举,梁德群,张旗,等.基于边缘颜色对的车牌定位新方法[J]. 计算机学报,2004,27(2):204-208
- [5] Park S H, Kim K I, Jung K, et al. Locating car license plates using neural networks [J]. Electronics Letters, 1999, 35 (17): 1475-1477
- [6] 刘晓芳,程丹松,刘家锋,等.采用改进HSI模型的车牌区域检测和定位方法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2008,40(11):86-89
- [7] 曾丽华,李超,熊璋.基于边缘与颜色信息的车牌精确定位算法[J]. 北京航空航天大学学报,2007,33(19):1112-1116
- [8] 中华人民共和国公安部. GA36-1992 中华人民共和国机动车号牌

(上接第290页)

- [2] Rui Yong, Huang T S, et al. Image retrieval: past, present, and future [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1999, 10:1-23
- [3] 高隽. 智能信息处理方法导论[M]. 北京:机械工业出版社, 2004:20-23

- [4] 杨志民,田英杰,邓乃扬.模糊支持向量分类机[J]. 计算机工程, 2005,31(20):25-32
- [5] Lin C F, Wang S D. Fuzzy Support Vector Machines [J]. IEEE Transaction on Neural Networks, 2002, 13(2):464-471
- [6] 张翔,肖小岭,徐光祐.模糊支持向量机中隶属度的确定与分析[J]. 中国图象图形学报,2006,11(8):1188-1192