

车牌识别中先验知识的嵌入及字符分割方法

顾弘¹⁾ 赵光宙¹⁾ 齐冬莲¹⁾ 孙赞¹⁾ 张建良²⁾

¹⁾(浙江大学电气工程学院, 杭州 310027) ²⁾(浙江工业大学信息工程学院, 杭州 310014)

摘要 针对车牌字符分割过程中先验知识嵌入困难,分割过程对于前期车牌定位依赖较强的问题,提出了一种新的先验知识嵌入方法及其对应的字符分割算法。给定一种类型的车牌,利用字符的可能排列方式定义马尔可夫链中的状态,可以将车牌字符分割转化为一组马尔可夫链的前向识别过程。结合连通分量提取及垂直投影分割算法,可以有效地获取车牌的最优分割结果及其置信度。在实际应用中,该算法不依赖于前期的精确定位,对粗定位后的图像即可进行快速有效地分割。该方法统一了不同类型车牌的先验知识嵌入方法,降低了编码复杂度。在中国车牌及马来西亚车牌上的实验结果均证明,该方法有效地提高了车牌字符分割的性能。

关键词 先验知识嵌入 车牌字符分割 马尔可夫链

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)05-749-08

Priori Embedding and Character Segmentation for License Plate Recognition

GU Hong¹⁾, ZHAO Guangzhou¹⁾, QI Donglian¹⁾, SUN Yun¹⁾, ZHANG Jianliang²⁾

¹⁾(College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

²⁾(College of Information, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014)

Abstract Priori embedding for character segmentation in license plate recognition (LPR) is difficult, and the segmentation results greatly depended on the precision of license localization. Thus in this paper, we present a novel integration method of the prior knowledge and its corresponding character segmentation algorithm. Given one category, the segmentation procedure can be transformed to a set of Markov transitions where the state is defined by the characters permutation. With the combination of connected-component-based and vertical-projection-based algorithms, the optimized segmentation result and its confidence level can be obtained. One advantage of our method is that only coarse localization is enough for the segmentation algorithm. The proposed method is uniform for different license categories, which reduces the coding complexity. The performance improvement of the proposed approach is illustrated by the LPR systems applied practically in China and Malaysia, both contains multiple categories of license plates.

Keywords priori embedding, license character segmentation, Markov chains

0 引言

典型的车牌识别系统^[1-2]通常由3个基本步骤组成:车牌定位、字符分割以及字符识别。其中车牌定位又可以细分为粗定位以及精确定位两步。虽然

也存在不进行定位而直接在全图像上进行字符分割的算法^[3],但是从识别性能(特别是分割时间)上来看与前者稍有差距。目前已经存在较多的方法可以实现车牌的粗定位^[4-7],且效果较好,基本上可以满足实际应用的需求。而关于车牌精确定位的研究则相对较少。另外对于双行车牌,精确定位存在一定

基金项目:国家自然科学基金项目(60872070);浙江省科技计划项目(2007C11094,2008C21141)

收稿日期:2008-12-05;改回日期:2009-03-03

第一作者简介:顾弘(1986—),男,浙江大学电气学院系统所博士研究生。主要研究方向为机器学习、图像分析及计算机视觉。

E-mail: ghong@zju.edu.cn

的难度,到目前为止还没有可以完全精确定位双行车牌的算法。因此,不依赖于前期车牌精确定位的字符分割算法可以有效改善识别性能,并且在多种车牌识别时具有更高的可靠性及更好的移植性。

基于连通分量提取的车牌字符分割算法,提出了一种先验知识的嵌入方法及其相应的分割算法。该方法将车牌字符分割问题转化为一组马尔可夫链^[8]的前向识别问题。其先验知识的嵌入利用字符的排列方式定义马尔可夫链中的状态,对于不同的车牌只需要计算其字符的可能分布,因此独立于车牌的类型。提出的字符分割算法不依赖于车牌的精确定位,在粗定位的车牌图像上即可获得非常好的分割结果。另外在分割结束后可以获得一个后验概率对此次分割进行评价,可以与字符识别的置信度相结合获得更好的识别性能。

1 相关研究现状

与 OCR 中的字符分割^[9-10]有所区别,车牌字符分割^[5,11-21]所应对的图像更为复杂,且由于字符较少,在应用通用字符分割算法时效果较差。本节主要针对车牌的专用字符分割算法进行介绍。

最传统的车牌字符分割算法基于字符灰度的垂直投影特征分割^[5,11,13-18]。此类算法的主要思路是将预先矫正好斜度的车牌通过垂直投影的方式获得一组 1 维的投影向量,并通过分析投影向量的直方图来分割字符。对于这一类分割算法的研究已经非常广泛,如文献[15]在垂直投影法的基础上提出了基于隐马尔可夫链的最优分割算法,文献[13]则给出了计算国内单行车牌后验概率的一个具体的函数形式。文献[17]提出将投影操作预先作用与倾斜校正,然后利用投影分割后中心点的霍夫变换来校正整个车牌图像。但是这类单纯基于垂直投影法的优化求解过于依赖前期的精确定位过程,无法获得更为精确的分割结果,对于双行车牌也无法识别。

基于连通分量提取的车牌字符分割则可以有效地解决以上问题^[12,19-21]。在这类方法中,非连通的字符通过连通区域标记被标记为不同的区域,再利用先验知识对标记区域进行筛选,最后获取单独候选字符。事实上在这一类字符分割算法中,通常会将垂直投影法作为子步骤对一些粘连字符进行分割,并通过一系列预先定义的操作,如分裂合并等操作对获取的连通区域进行处理,并最终获取分割

结果。

另一些方法如文献[22]则利用模板匹配直接获得最佳的匹配位置。这类方法在光照条件非常差的情况下依然可以工作,并对车牌阴影较不敏感,但是由于模板的大小固定问题限制了可识别车牌大小的范围,而在模板匹配前标准化车牌大小的操作在实际的车牌定位过程中,其准确性通常无法得到有效的保证使得整个匹配过程失效。

在以上几种方法中,基于连通分量提取结合先验知识已经被证明具有很好的识别效果,适用性最强,是目前主流的研究算法^[2]。但是随着车牌识别系统应用的推广,在一些识别性能要求极高的场合,如卡口、区间测速等应用中,当前的方法中还存在一些问题。1) 分割过程是一个硬编码过程,移植性差。对于每一种新的车牌,这一类算法都需要完全重新设计其相应的先验知识嵌入方法,对于不同种类的车牌,如中国的双行车牌以及单行车牌,需要进行完全独立的编码。2) 分割结果是一个可行解,不是最优解,且缺乏评价机制。在一个车牌分割中,可能存在多组分割结果,特别是在一些字符存在粘连或者断裂的情况下(如末尾字符与边框相连),抗干扰能力有待提高。因此在实际应用中,由于现场条件的影响(光照、画质等),很难达到文献测试结果中所获得的性能。

文献[15]利用机器学习方法在一组训练图像中获得隐马尔可夫链的权值并用于前向识别。其识别的结果是一个最优解,且返回其后验概率可用于评价分割置信度。本文方法可以视为该方法在连通分量分割基础上的扩展。由于车牌本身具备固定的模板,因此通过字符的排列状态,即可估计出相应分割的可能状态。利用此方法,定义字符的排列状态为马尔可夫状态,那么整个车牌字符分割过程可以等价于一组马尔可夫链的概率转移过程,且其状态转移函数/矩阵可以由模板直接计算获得,达到先验知识嵌入的目的。

2 基于马尔可夫链的先验知识嵌入

2.1 车牌字符分割问题

形式化的车牌字符分割问题可以描述为^[15]

$$C^* = \arg \max_{C \in S} V(C, S) \quad (1)$$

式中, $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 为车牌位置的解变量,其中 n 为需要分割出的字符个数, S 为解空间。如分别

采用垂直投影及连通分量法对国内的单行车牌进行字符分割,假设车牌定位阶段车牌大小为宽 w ,高 h ,并且车牌的所属字符都处于车牌定位区域之内,则垂直投影法对应的解空间为

$$S = \{left:[0,w],width:[0,w-left]\} \quad (2)$$

连通分量法对应的解空间为

$$S = \{left:[0,w],top:[0,h],width:[0,w-left],height:[0,h-top]\} \quad (3)$$

图1非常直观地说明了两种方法对应的某个解 C 。式中 C^* 为所需要获取的分割最优解, $V(C,S)$ 为车牌字符分割结果的置信度,即根据先验知识来评价分割结果。在实际应用中 $V(C,S)$ 通常可以等同于最大后验概率 P ,下文将使用 P 来等同描述 $V(C,S)$ 。

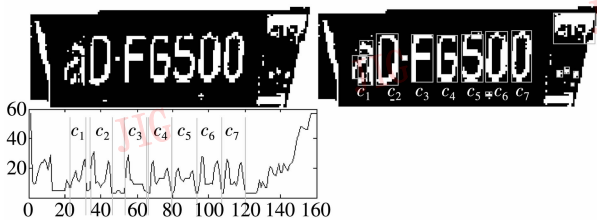


图1 垂直投影法及连通分量法对应的某个解 C

Fig.1 Candidate result based on horizontal segmentation and connected-region based segmentation methods

2.2 基于字符排列的马尔可夫状态及其转移过程

考虑实际的车牌字符分割问题,假设一个车牌的候选区域已经由车牌定位阶段获得,并且已经二值化,将此图像记为 I 。由图像 I 可以标记出单独的连通区域,记为 $L_c = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$,那么由式(1)定义的字符分割问题可以由显式的通过马尔可夫过程来表达。令车牌字符的某一个分割结果为 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$,其中 n 为车牌包含的字符个数,在车牌字符排列方式固定的情况下,其分割过程可以展开为如图2所示的马尔可夫链(假设车牌为3个字符,类似于国内车牌,其中左方1个字符与右方2个字符间具有可分辨的固定间隔)。此时车牌共5种(如图2,1个与3个字符时各1种,两个字符时3种)可区分的字符排列形式。对于实际车牌,表1与表2分别给出了国内单行以及双行车牌(武警车牌除外)以及马来西亚的4种车牌的可区分字符排列状态数量。

图2中, $s(i)$ 为车牌包含 i 个观测字符时的所有可区分排列状态的索引集合, $s^*(i)$ 为根据上次

表1 国内单双行车牌的排列状态数量

Tab.1 Permutation count of Chinese license plates

字符数量	1	2	3	4	5	6	7
排列状态	单	1	10	25	30	20	7
数量	双	2	15	33	34	21	1

表2 马来西亚双行车牌的排列状态数量

Tab.2 Permutation count of Malaysia license plates

字符数量	1	2	3	4	5	6	7
排列状态	3+4(单)	1	7	24	30	20	7
数量	3+4(双)	1	13	35	35	21	1
	3+3(单)	1	7	17	14	6	-
	3+3(双)	1	7	15	14	6	-

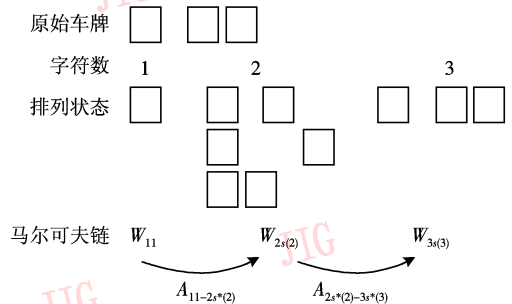


图2 字符分割的马尔可夫模型

Fig.2 Markov model for character segmentation

状态转移所获得的当前最优字符排列状态索引, $W_{is^*(i)}$ 为当前车牌包含 i 个字符时所处在的第 $s^*(i)$ 种排列的状态描述, $A_{is^*(i) \rightarrow (i+1)s^*(i+1)}(c)$ 为选择一个区域 c 后从状态 $W_{is^*(i)}$ 转移到状态 $W_{(i+1)s^*(i+1)}$ 的转移概率。通过图2的形式,采用字符排列方式作为其车牌定位过程中的状态可以将车牌字符分割问题转化为一组马尔可夫链的状态转移过程。

假设一个车牌包含 n 个字符,到达最终状态所需经过的转移概率为 $A = \{A_1, A_2, \dots, A_{n-1}\}$,车牌最后的观测概率 P 可以通过式(4)获得:

$$P = \sum_{i=1}^n P(W_{is^*(i)}) = \sum_{i=1}^n A_i(c_i) P(W_{(i-1)s^*(i-1)}) = \sum_{i=1}^n P(W_{1s^*(1)}) \prod_{j=1}^{i-1} A_j(c_j) \quad (4)$$

式中, $P(W_{1s^*(1)})$ 是当前选取的初始区域为某个车牌字符的概率,通常可以通过计算字符的长宽比来获得, $W_{is^*(i)}$ 为当前车牌包含 i 个字符时处于的排列状态 $s^*(i)$, $A_j(c_j)$ 为当前车牌的观测状态下选择区域 c_j 后车牌的观测状态变为 $W_{(j+1)s^*(j+1)}$ 时的转移

概率, c_j 可以通过式(5)获得:

$$c_j = \arg \max_c (P(W_{(j+1)s(j+1)})) = \arg \max_c (A_{W_{(j)s^*(j)} \rightarrow W_{(j+1)s(j+1)}}(c) P(W_{(j)s^*(j)})) = \arg \max_c (A_{W_{(j)s^*(j)} \rightarrow W_{(j+1)s(j+1)}}(c)) \quad (5)$$

式中, $A_{W_{(j)s^*(j)} \rightarrow W_{(j+1)s(j+1)}}(c)$ 为状态 $W_{(j)s^*(j)}$ 下选择字符区域 c 后可能的所有排列状态 $W_{(j+1)s(j+1)}$ 对应的转移概率集合。根据式(5)可知, c_j 每次都选择为可以使得当前观测序列具备最大转移概率的区域, 则车牌序列分割的最大后验概率为

$$P = \sum_{i=1}^n P(W_{1s^*(1)}) \prod_{j=1}^{i-1} A_j(C_j) = \sum_{i=1}^n P(W_{1s^*(1)}) \prod_{j=1}^{i-1} \max(A_{W_{(j)s^*(j)} \rightarrow W_{(j+1)s(j+1)}}) \quad (6)$$

2.3 车牌分割算法

式(6)获取的是整个观测序列为车牌的概率, 因此可以有效地处理车牌存在污损或者粘连字符时的分割问题。

整个获取最优车牌观测序列的步骤如下:

1) 对图像 I 进行区域连通标记, 获取字符候选区域 $L_c = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 。

2) 初始化 $C^* = \{\}$ 及后验概率 $P^* = 0$ 。

3) 对于 L_c 中任意一个字符候选区域 c_x , 构造其对应的最优观测序列:

(1) 令 $C_x = \{c_x\}$, $P_x = P(W_{1s^*(1)})$ 为当前的字符的初始观测序列及相应概率。

(2) 遍历集合 \bar{C}_x , 根据式(5)获得最大转移概率 A_{\max} 及对应的区域 c_j , 并根据式(4)更新后验概率 P_x 。若 A_{\max} 小于某固定阈值 β 或者 C_x 中字符区域个数已经达到预知车牌个数 n 时结束。

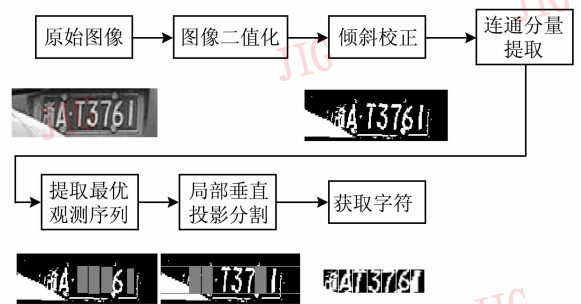
4) 步骤集合 $\{P_1, P_2, \dots, P_m\}$ 中的最大概率 P_x , 其对应的 C_x 即为 P^* 及 C^* 。

最终由此算法获得的即为具备最大后验概率 P^* 的分割观测序列 $C^* = \{c_1^*, c_2^*, \dots, c_u^*\}$, 其中 u 为图像中正常可分割的字符数量。此分割结果的好坏可以直接由最大后验概率 P^* 或间接使用 $P' = P^*/u$ 来评价, 当分割结果评价小于阈值 ε 时, 认为本次字符分割过程失败。由于车牌中存在字符粘连以及污损, 并不是每个字符都可以被区域连通法正确标识, 在算法中被加入到观测序列的都是完整的、无粘连的字符。如果当前的最大转移概率 A_{\max} 小于一个经验阈值 β , 则表示可以接受的车牌字符区域已经全部找到, 其余字符将在下一步

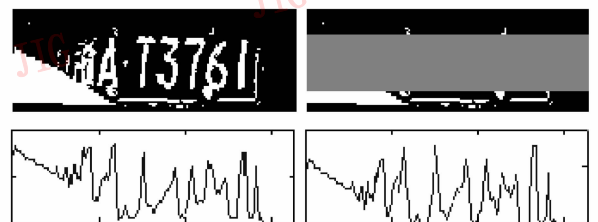
使用投影法来处理。算法中经验阈值 β 的选取与转移概率的计算相关。

考虑一个实际的车牌候选区域, 首先使用车牌定位程序来获得一系列的车牌原始候选区域, 将此区域二值化为黑白图像后通过 Hough 变换^[23]获取倾斜角度, 并进行相应的倾斜校正。在运用上文所述算法获得了最优分割序列 $C^* = \{c_1^*, c_2^*, \dots, c_u^*\}$ 后, 开始判断此最优序列的完整性并做进一步处理。如果序列中没有找到指定的 n 个字符, 则通过序列确定车牌的上界以及下界, 并通过局部垂直投影获得垂直投影向量。此时车牌字符的长宽等信息可以通过 C^* 获得, 利用垂直投影向量在局部候选区域内分割获取字符的垂直信息, 再根据字符的高度构造出相应区域即可。如果在序列中只有两个及以下字符, 则因为信息量过少而无法确定序列中的区域为车牌字符, 此时必须进行去边框操作, 并重新利用本文算法进行分割操作。不同于车牌精确定位过程, 去边框操作只需利用 Hough 变换获得二值化图像中的最长直线并将直线标记为背景即可。

图 3(a) 显示了候选车牌区域的整个字符分割过程, 原图采用实际中一个稍有干扰的图像, 二值化图像中 4 个字符区域被列入最优观测序列 C^* , 在此基础上进行局部投影生成区域, 最后将字符区域进行归一化生成字符图像用于最后的字符识别操作。



(a) 车牌字符分割流程



(b) 全局垂直投影(左)和局部垂直投影(右)

图 3 车牌字符分割过程

Fig. 3 The proposed algorithm of character segmentation

图 3(b) 比较了局部垂直投影分割与原始的投影分割的垂直投影向量。

3 实验结果及讨论

3.1 基于标准图像数据集的车牌分割

给出了基于先验知识的车牌分割算法与本文算法在应用于标准图像中的国内车牌识别以及马来西亚车牌识别时的实际性能对比。所有图像由窄波雷达在实际市郊环境中触发工业相机抓拍获得,分辨率为 768×576 ,图 4 显示了实际场景(高速路)中抓拍的测试图像。实验中,所有分割结果均在车牌粗定位结果下进行测试。



图 4 国内车牌及马来西亚车牌的标准测试图像

Fig. 4 Standard testing images of Chinese and Malaysia licenses

在国内车牌中,在实际环境中任意截取了 1 200 张图像,图像中共包含单行车牌 1 127 个(包括蓝牌,黄牌,白牌以及黑牌),双行车牌 94 个(黄牌双行),其中某些图像为多车牌图像。在实际的过程中分别采用单车牌定位算法(具有精确定位过程)及多车牌定位算法进行车牌定位,定位算法均基于纹理分析。本文测试比较了两种最新的基于先验知识的车牌分割算法的准确性^[16,19]。

在马来西亚的车牌分割测试中,同样采用在实际环境中截取的 1 200 张图像进行测试。由于马来西亚车牌类型繁多,为了对比方便,只测试了 4 种车牌(占车牌总数的 90%左右)的分割结果。分别是:单行 3+4(左边 3 个字符,右边 4 个字符)类型 572 个,双行 3+4(上行 3 个字符,下行 4 个字符)类型 106 个,单行 3+3 类型 312 个以及双行 3+3 类型 73 个。

在实验中,车牌的转移概率 $A_{j_s^*(j) \rightarrow (j+1)s(j+i)}$ 通过人为构造函数获取,其定义如式(7)所示,其中字符的可能排列状态集合 $s(j)$ 通过计算机离线穷举预先获得。图像二值化基于 Niblack^[24] 算法,倾斜校正使用 Hough 变换检测角度,在实际计算过程中分割评价使用 P' ,选取经验阈值 β 为 0.72, ε 为 0.6。

$$A_{W(j)s^*(j) \rightarrow W(j+1)s(j+1)}(c) = \frac{1 - \min\left(\frac{(w(c) - Ew)^2}{2Ew^2}, \frac{(h(c) - Eh)^2}{2Eh^2}\right)}{\min_r(\|cr(c) - Ecr(1)\|^2, \dots, \|cr(c) - Ecr(n)\|^2)} \quad (7)$$

字符长宽比置信度

字符位置排列置信度

式(7)中, $w(c)$, $h(c)$ 为当前候选区域的宽度及高度, Ew , Eh 为由状态 $W_{j_s^*(j)}$ 预测获得的车牌期望宽度和期望高度。 $cr(c)$ 及 $Ecr(i)$ 分别为区域 c 的中心及由状态 $W_{j_s^*(j)}$ 预测获得的车牌期望的第 i 个字符的中心,并将最符合的字符索引记为 r 。在计算转移概率时,如果第 2 项获得的最小值所对应的 r 已经在 $W_{j_s^*(j)}$ 中存在,则此转移概率为无效,区域 c 可以直接排除在观测队列之外。

图 5 给出了一些由多车牌定位算法获得的图像及使用本文算法分割得到的结果,表 3 给出了实验中几种方法的分割结果比较。实验中,原有的区域连通法分割单行车牌时大部分的错误分割原因都集中在将边框当成字符 1,以及字符粘连严重时无法同时找到两个以上类似的字符区域而分割失败。在分割双行时以上两个问题表现的更为严重,并且经常将双行分割成单行。另外,由于双行车牌中存在较多污损以及干扰,对于分割影响非常严重,而本文算法明显提高了分割准确率。如图 5 中所示的某些干扰图像,车尾的喷漆非常类似于车牌,并且与车牌共存在同一图像中,应用本文算法依然可以很好地获得车牌的分割结果。

实验中,本文算法也存在一些无法处理的情况(如图 6)。当所有的字符都无法通过连通分量提取,且去边框操作失败时,本文算法分割失败。这类情况在双行黄牌的情况下尤其突出。另外,本文算法仍然不能有效地解决边框粘连的问题。如最后一个字符与边框粘连时,有时会出现字体和边框同时被当成单个字符的情况。对于这类边框粘连问题只能通过后期的处理来解决。



图 5 本文算法在国内车牌以及马来西亚车牌上的一些分割结果,其中包含了污损以及定位不准确的车牌

Fig. 5 Segmentation results of the proposed method on Chinese and Malay licenses that also contain bad samples

表 3 几种最新的车牌字符分割算法性能对比

Tab. 3 Performance evaluation and comparison of several state-of-the-art segmentation algorithms

车牌类型	总数	垂直投影法 ^[16]		连通分量法 ^[19]		本文算法	
		正确数量	准确率/%	正确数量	准确率/%	正确数量	准确率/%
国内单	1 127	1 012	89.8	1 061	94.1	1 074	95.3
国内双	94	—	—	52	55.3	73	77.6
马来西亚单	884	818	92.5	—	—	826	93.4
马来西亚双	179	—	—	—	—	158	88.3



图 6 一些分割失败及错误的实例

Fig. 6 Some incorrect segmentations



图 7 国内车牌的高清图像数据集

Fig. 7 High-quality testing images of Chinese license

3.2 基于高清图像数据集的车牌分割

当前国内的部分车辆监控与识别应用已经开始从标准图像(40万像素)逐步过渡到了高清图像(140万或200万以上像素)。将本文算法应用于140万高清图像的车牌识别应用中,并测试了两种不同拍摄角度下的分割效果,如图7所示。图像分辨率为 $1\,390 \times 1\,038$ 。

与标准图像下的车牌识别过程不同,高清图像

由于画面较大,为了加快识别速度,通常将车牌定位过程进一步简化以加快搜索速度。因此车牌定位准确率降低,情况更为复杂。任意选取了某天日间全天候情况下抓取的侧向拍摄415张图像,高架拍摄的400张图像进行了分割实验。所有图像由窄波雷达触发拍摄获得,每张图像只包含单个车牌。另外在高架拍摄模式下,分别选取了200张车头与200张车尾(车尾图像中不包含双行车牌)图像进行分割测试,用于比较本文算法在两种情况下的分割性

能。其分割结果分别由表4,表5给出。

表4 高清图像上的车牌分割性能(侧向)

Tab.4 License segmentation performance on the high-quality testing images(Roadside)

车牌类型	车牌数量	正确数量	准确率/%
单行	369	351	95.1
双行	46	36	78.3

表5 高清图像上的车牌分割性能(高架)

Tab.5 License segmentation performance on the high-quality testing images(Overhead)

车牌类型	车牌数量	正确数量	准确率/%
车头	200	196	98.0
车尾	200	189	94.5
总体	400	385	96.3

从表4的数据可以看出,侧向拍摄高清图像的分割结果与普通图像下的分割实验结果(表3)比较,其性能是非常接近的,可以证明本文算法对于不同的场景都具有很好的鲁棒性。而高架拍摄模式下的两组测试数据(表5)表明,车头的分割性能要明显优于车尾的分割性能。其主要原因是由于车尾的边框更为明显,而车头的边框较细,且牌照的悬挂较为工整。另外,表5的数据说明高架拍摄模式下车牌分割的性能要优于侧向拍摄的图像。图8给出了一些高清图像上的分割结果实例。



图8 在高清图像上的车牌分割结果

Fig.8 License segmentation results on high-quality images

4 结 论

提出的基于马尔可夫链的先验知识嵌入方法以及字符分割技术可以用于单独的车牌候选区域

进行字符分割,也可以代替文献[3]中所述的GA作为在全局范围内搜索最佳车牌的方法。算法本身不依赖于车牌的精确定位过程,抗干扰能力很强,分割正确率明显优于其余算法。在实际的多车牌识别系统中其分割平均正确率可以达到93%以上。在本文算法基础上开发的字符分割模块在白天,夜间等各种情况下均具有非常好的分割效果。同时对于各种不同排列的车牌只需要采用不同的转移概率 $A_{js} * (j \rightarrow (j+1)s(j+i))$ 即可进行快速的移植,降低了编码的复杂度,可以广泛应用于不同车牌的识别情况。

参考文献(References)

- [1] Chang S L, Chen L S, Chung Y C, et al. Automatic license plate recognition[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(1): 42-53.
- [2] Anagnostopoulos C N E, Anagnostopoulos I E, Psoroulas I D, et al. License plate recognition from still images and video sequences: A survey [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2008, 9(3): 377-391.
- [3] Parker J R, Federl P. An approach to licence plate recognition [EB/OL]. (1996) [2008-12-05]. <http://hdl.handle.net/1880/46439>.
- [4] Kim K I, Jung K, Kim J H. Color texture-based object detection: An application to license plate localization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2002, 2388(1): 321-335.
- [5] Guo J M, Liu Y F. License plate localization and character segmentation with feedback self-learning and hybrid binarization techniques [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(3): 1417-1424.
- [6] Donoser M, Arth C, Bischof H. Detecting, tracking and recognizing license plates [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 4844(11): 447-456.
- [7] Zhang H, Jia W, He X, et al. Real-time license plate detection under various conditions[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 4159(8): 192-199.
- [8] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification (2nd Edition)[M]. New York, USA: Wiley-Interscience, 2000.
- [9] Casey R G, Lecolinet E, Center I, et al. A survey of methods and strategies in character segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(7): 690-706.
- [10] Lu Y. Machine printed character segmentation—An overview[J]. Pattern Recognition, 1995, 28(1): 67-80.
- [11] Martin F, Borges D, Links I, et al. Automatic car plate recognition using a partial segmentation algorithm [C]// Proceedings of IASTED Conference on Signal Processing, Pattern Recognition and Applications. Rhodes, Greece: SPPRA, 2003: 413-417.

- [12] Wu B F, Lin S P, Chiu C C. Extracting characters from real vehicle licence plates out-of-doors [J]. *Computer Vision, IET*, 2007, 1(1): 2-10.
- [13] Song H, Wang G Q. The high performance car license plate recognition system and its core techniques [C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2005: 42-45.
- [14] Kim K K, Kim K I, Kim J B, et al. Learning-based approach for license plate recognition [C]//*Proceedings of 2000 IEEE Signal Processing Society Workshop*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2000: 614-623.
- [15] Franc V, Hlavac V. License plate character segmentation using hidden Markov chains [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2005, 3663(9): 385-392.
- [16] Gao Q, Wang X, Xie G. License plate recognition based on prior knowledge [C]//*Proceedings of 2007 International Conference on Automation and Logistics*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2007: 2964-2968.
- [17] Zhang Y, Zhang C. A new algorithm for character segmentation of license plate [C]//*Proceedings of the Intelligent Vehicles Symposium*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2003: 106-109.
- [18] Jia X, Wang X, Li W, Wang H. A novel algorithm for character segmentation of degraded license plate based on prior knowledge [C]//*Proceedings of 2007 International Conference on Automation and Logistics*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2007: 249-253.
- [19] Yang F, Ma Z, Xie M. A novel approach for license plate character segmentation [C]//*Proceedings of 2006 the 1st IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2006: 1-6.
- [20] Zhang J, Fan X P, Huang C L. Research on characters segmentation and characters recognition in intelligent license plate recognition system [C]//*Proceedings of the Control Conference, CCC*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2006: 1753-1755.
- [21] Yang F, Ma Z, Xie M. A robust character segmentation approach for license plate [C]//*Proceedings of the 2007 International Conference on Communications, Circuits and Systems (ICCCAS 2007)*. New York, NY, USA: IEEE Press, 2007: 679-683.
- [22] Pan X, Ye X, Zhang S. A hybrid method for robust car plate character recognition [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2005, 18(8): 963-972.
- [23] Gonzalez R C, Woods R E. *Digital Image Processing [M]*. New Jersey, USA: Prentice Hall, 2007.
- [24] Trier O D, Jain A K. Goal-directed evaluation of binarization methods [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(12): 1191-1201.