

基于字符密度与聚类分析的多车牌定位方法

侯一民, 金新会

(东北电力大学 自动化工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘 要:针对车牌定位受外界因素干扰较大的情况,文中提出一种基于密度判别与聚类分析的快速车牌定位方法。结合图像积分算法,采用车牌字符密度判别法缩小车牌搜索范围,利用车牌垂直投影统计规律确定出多个候选区域,最后结合聚类分析算法对候选区进行分析、选择合并策略、剔除假车牌,实现准确、快速的多车牌区域分割。试验结果表明,该方法适应性强,准确率高,实时性好,能够满足车牌识别系统应用的需要。与其他方法相比,该方法可在一定限度内自适应车牌的类型、大小、数量和方向,并对汽车在图像中的位置以及图像背景的限制较少,是一种适用性较强的方法。

关键词:车牌定位;图像积分;密度判别;垂直投影;聚类分析

中图分类号:TP31

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2013)07-0124-03

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2013.07.031

License Plate Location Method Based on Character Density and Cluster Analysis

HOU Yi-min, JIN Xin-hui

(College of Automation Engineering, Northeast Dianli University, Jilin 132012, China)

Abstract: Aiming at the condition of the license plate positioning interference by external factors, a method for rapid license plate location based on the density discrimination and cluster analysis is proposed. Combined with image integral algorithm, using the license plate character density criterion to reduce the search scope of vehicle license plate, plate vertical projection statistics rule is used to determine the out multiple candidate area, finally combined with clustering analysis algorithm to analyze and select the candidate area merger strategy to eliminate false license plate, realize fast license plate regional segmentation more accurately. The test results show that the method is adaptable, high accuracy, good real-time performance, can satisfy the needs of the application of license plate recognition system. Compared with other methods, this method can adapt to the type, size, number and direction of license in certain limits, and the car position and background in the image has fewer restrictions, is a method of strong applicability.

Key words: license plate location; image integral; density discrimination; vertical projection; cluster analysis

0 引言

车牌识别技术结合计算机视觉,模式识别及数字图像处理知识,对车辆图像进行车牌定位、字符分割、识别算法分析。车牌定位的准确度直接影响车牌识别系统的性能。由于车辆牌照区域占车辆图像的比例较小,位置随机性较大以及牌照周边存在干扰因素等问题,使准确快速地对车牌进行定位显得非常困难。

目前提出的车牌定位算法主要有:

(1)基于灰度跳变的定位方法^[1,2]:此算法定位准确度高,实时性好,计算简单,但图像中存在灰度剧烈变化区域时会影响车牌定位的准确率;

(2)基于小波分析的定位方法^[3,4]:小波分析与其他算法结合,在图像噪声较小的情况下能够有效分离车牌,但在噪声大的情况下误检率随之增大,且计算复杂度高;

(3)基于遗传算法的定位方法^[5,6]:算法适应性强,对噪声不敏感,由于车牌识别精度依赖于迭代算法迭代次数,使得算法速度大大降低;

(4)基于边缘检测与数学形态学的定位算法:基于边缘检测的算法优点在于准确度高,速度快,但对于模糊或者褪色的车牌定位效果不好,也不适用于复杂环境中的应用。边缘检测与数学形态学结合,对边缘

收稿日期:2012-09-28

修回日期:2012-12-30

网络出版时间:2013-04-08

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60662003);吉林省“十二五”科研规划项目([2011]80);吉林市科技计划项目(201162505)

作者简介:侯一民(1978-),男,博士,副教授,主研方向为模式识别、计算机视觉。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20130408.1715.060.html>

信息不突出的车牌的定位率得到了很大提高,识别速度快且准确度高。

鉴于实际应用中对算法实时性和精确度的要求,文中提出了一种速度快,准确度高,适应性强的多车牌定位算法,结合了积分图像与聚类分析等算法,达到了很好的车牌定位效果,为车牌分割与字符识别奠定了良好基础。

1 预处理

为减弱非车牌区域对定位的影响,需将采集到的车辆图像进行预处理,实现灰度化,增强车牌区域特征。采用式(1)对二值图像进行水平梯度运算,突出车牌内部的文字信息,减少车牌横向边框对识别效果的影响。

$$s(x,y) = |bw(x,y) - bw(x-2,y)| \quad (1)$$

预处理结果如图1所示。



(a)原图像

(b)预处理结果

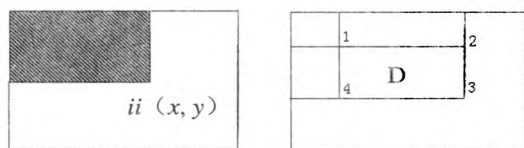
图1 预处理效果图

2 车牌区域搜索

2.1 积分图像原理

积分图像算法(Summed-area tables)由Crow首次提出,之后Viola用于人脸图像分析^[7,8],积分图像是图像的中间表示,可快速计算源图像中任意窗口灰度值总和,仅需遍历源图像一次。

如图2(b)所示,不管窗口D的位置与大小如何,其像素值均可以用积分图像相应点1,2,3,4快速计算出来,窗口D像素值总和为:4+1-(2+3)。



(a)积分图像示意图

(b)积分图像用法示意图

图2 积分图像原理示意图

设某窗口左上角顶点位于原图像点 (x,y) ,窗口宽为 m 像素,高为 n 像素,窗口灰度值矩阵为 $B(x,y)$,采用积分图像进行计算,任意窗口灰度值总和如公式(2)所示:

$$s(x,y)_{m \times n} = \sum_{j=0}^{y+n} \sum_{i=0}^{x+m} B(x,y) + \sum_{j=0}^y \sum_{i=0}^x B(x,y) - (\sum_{j=0}^{y+n} \sum_{i=0}^x B(x,y) + \sum_{j=0}^y \sum_{i=0}^{x+m} B(x,y)) \quad (2)$$

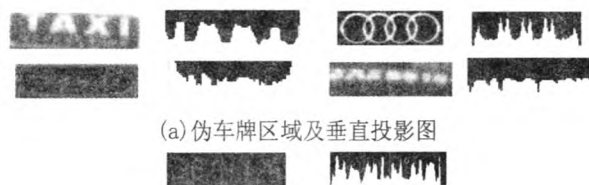
2.2 车牌区域搜索算法描述

2.2.1 车牌区域文字密度判别

车牌字符区域面积大约占整个车牌区域的35%~40%,则二值图像中车牌区域的字符密度(字符个数相对于车牌面积出现的频率值)可确定。车牌背景固定情况下,车牌区域的值在一定范围内,采用范围确定在 $(L_{\min} \times W_{\min}, L_{\max} \times W_{\max})$ 之间的窗口扫描图像,相邻扫描窗口按等差数列选取,标记为 $k(x,y)_{l \times w}$,其中 (x,y) 为待处理像素位置, $l \times w$ 为窗口大小。扫描窗口最值的几何特征需根据实际情况来获得动态阈值,且适当选用窗口个数影响算法的精确度,对车牌定位起着比较重要的作用。结果如图4(b)所示。

2.2.2 基于垂直投影统计规律的细定位

如图3所示,我国车牌区域的垂直投影相比于非车牌区域呈现有规律的峰—谷—峰特性,且由于车牌字符个数为7,若以水平线相交,交点个数最大为14,使用水平线对候选区域的垂直投影进行扫描达到阈值要求的区域即为车牌搜索的结果。结果如图4(c)所示。



(a)伪车牌区域及垂直投影图

(b)真车牌区域垂直投影图

图3 候选区垂直投影示意图

车牌搜索步骤如下:

①计算积分图像:

$$S(x,y)_{m \times n};$$

②使用窗口 $k(x,y)_{l \times w}$ 扫描积分图像,从积分图像中取出窗口的像素值总和 $s(x,y)_{l \times w}$,计算属于该窗口的阈值,公式如(3)所示:

$$Th(x,y)_{l \times w} = V * l * w \quad (3)$$

③当

$$\begin{cases} s(x,y) > Th(x,y) \\ \text{others} \end{cases} \quad (4)$$

记录窗口位置;

④对每一个候选区域做垂直投影图;

⑤为提高算法速度,用一条水平线从下到上三分之一高度处开始扫描投影图,水平线交点的最大个数 $N_{\max} > k$,记录候选区域的位置。



(a)原图像

(b)字符密度判别结果

(c)垂直投影定位

图4 车牌搜索效果图

3 基于聚类算法的车牌合并

3.1 车牌合并算法原理

分析车牌搜索结果,真正车牌区域的矩形框密集且数量较大,不同车牌区域的矩形框距离较远。依据聚类分析理论,采用欧氏距离作为相似性的评价指标,认为簇是由距离靠近的对象组成,以得到紧凑的簇和去除孤立样本为最后目标。计算矩形框的中心点坐标,将每个样本对应于一个二维坐标。基于密度的聚类分析方法(DBSCAN),将所有样本分为 K 个簇, K 的值为图像中车牌个数,再针对 K 个簇中每个集合 K_i ,用 $k - means^{[9]}$ 动态聚类方法消除 K_i 中定位不准的矩形框对合并效果的干扰。车牌合并效果如图 5 所示。



图 5 车牌合并效果图

3.2 车牌合并算法步骤

结合 DBSCAN 与 $k - means$ 聚类分析,算法步骤如下:

①计算各样本间的欧式距离 $d(i,j)$,其中 d 为做欧式距离函数;

②依据样本实际分布情况,为提高算法速度可以将 DBSCAN 算法简化:计算每个数据 r -邻域内包含的数据个数,满足数目大于 Pts_{min} 且欧式距离满足阈值 r 划分为一类。去掉 r -邻域内个数小于 Pts_{min} 的样本,所有样本共分为 K 个簇;

③针对 K 个簇中每个集合 K_i 做 $k - means$ 聚类,针对集合 K_i 以得到一个紧凑的样本簇为目的,选取聚类个数 $k = 2$;

④选取 2 个参考点作为初始聚类中心: $C_1、C_2$,其中 C_1 与 C_2 的欧氏距离尽可能的大;

⑤将样本 $X_i(i = 1,2,3,\cdots,n)$ 按欧式距离分配给聚类中心 C_1 ,划分如式(5)所示,即如果 $d_{x_1}(X_i,C_1) < d_{x_2}(X_i,C_2)$,则将 X_i 划分到 C_1 中;

$$\|X_i - C_1\| = \min \|X_i - C_2\| \tag{5}$$

⑥计算两个聚类中样本均值作为簇的新聚类中心(簇的质心),如式(6)所示:

$$C_j^* = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in C_j} X \quad (j = 1,2) \tag{6}$$

其中, N_j 是第 j 个属性中所包含的样本个数;

⑦若 $C_1 = C_1^*、C_2 = C_2^*$,停止迭代。否则跳至步骤⑤,重新迭代;

⑧计算 C_1^* 与 C_2^* 的欧式距离 $D = d(C_1^*,C_2^*)$,如果满足一个极小的阈值,取消分类,计算所有样本的横

纵坐标最值,跳至步骤⑩;不满足则跳至⑨;

⑨假设 C_1^* 样本数量大于 C_2^* ,删除 C_2^* 集合中的样本,将 C_1^* 样本中的矩形框位置取出,计算横纵坐标的最值;

⑩横纵坐标的最值: $x_{max},x_{min},y_{max},y_{min}$,新合并的矩形框 Max 位置由四组坐标 $(x_{max},y_{max})、(x_{max},y_{min})、(x_{min},y_{max})、(x_{min},y_{min})$ 确定;

⑪判断矩形框 Max 的边与集合中的矩形框的边是否相交,如果不相交,Max 为定位结果,算法结束;否则取出矩形框位置,并标记为 Min;

⑫将集合 Min 中所有矩形框的四个参数 left, right, top, bottom 做均值,得到新合并结果 Min,位置由四组坐标 $(\overline{left},\overline{top})、(\overline{left},\overline{bottom})、(\overline{right},\overline{top})、(\overline{right},\overline{bottom})$ 确定。输出定位结果,算法结束。

4 实验结果及分析

对不同光照强度,不同车辆个数,不同交通路面上采集的蓝底白字车牌 228 张 200W 像素 bmp 格式图像按照文中的方法进行定位。试验系统在 VC++6.0 平台下完成,PC 配置为 2.01GHz,1024MB 内存。

实验结果数据如表 1 所示,具体分析如下:

表 1 实验结果分析

参数	正常光	弱光	综合
图像总数/个	100	128	228
车辆总数/个	210	284	494
车牌搜索漏检数/个	4	6	10
车牌搜索漏检率/%	1.90	2.11	2.02
最终定位漏检个数/个	0	0	0
最终定位漏检率/%	0	0	0
定位不完整个数/个	2	4	6
定位稍宽个数/个	7	9	16
平均定位时间/ms	34	37	36
最终定位准确率/%	95.6	95.3	95.6

车牌搜索漏检率很低:所有测试样本中只有 2.02 的车牌漏检率,在正常光下漏检率低于弱光,由于光照条件正常情况下,车牌区域内的文字清晰,字符密度特征和垂直投影统计特征较明显,易于识别。对车牌搜索漏图像分析,发现这些图像是车牌污损极其严重,油漆脱落导致人眼也难以分辨的车牌号码图像。精确定位准确率较高:由于对车牌搜索后的矩形框进行有效地合并,使得最终定位率的漏检率为 0,车牌最终的定位结果都达到了 95% 以上,只有少数的车牌定位过宽或者不完整。从数据上分析,车牌定位过宽个数较定位不完整个数大,针对此种情况,可以适当严格调整车

(下转第 130 页)

为 1.5。

为了可以看到 FODO 算法的影响结果,只把数据加到二个分片中,插入 1000000 条记录,用随机产生的 id 来使用查找和更新操作。然后将第三个分片加到集群中。这样做的目的是为了保证刚开始测试时集群中有数据不会导致 F_DO 的值为 0。

首先,测试集群的并发写性能。插入 10000000 记录保证数据总量相等。二种算法的并发写性能如表 1 所示:

表 1 并发写性能比较

	1	10	25	50	100	200
起始算法	12000	9600	6000	4500	4000	2500
FODO 算法	12000	10000	6300	4600	4100	2550

在并发数量和记录不变的情况下,测试集群的并发读性能。这二种算法的并发读性能如表 2 所示:

表 2 并发读性能比较

	1	20	25	50	100	200
起始算法	10000	14000	21500	23000	24000	25500
FODO 算法	10000	15000	22500	24500	25000	27500

4 结束语

该论文分析了 MongoDB 自动分片的原理。由于在集群中数据负载的不均衡,介绍了基于数据操作频率的改进算法(FODO)。提出了基于 FODO 的数据均衡策略并且在测试环境证明了其有效性,在 MongoDB 自动分片集群中并发读写性能得到了显著的提高。基

于 FODO 算法的更多方面值得去研究,比如确定 inc 的值。

参考文献:

[1] Mell P, Grance T. The NIST Definition of Cloud Computing [R]. [s. l.]: National Institute of Science and Technology, 2011.

[2] 李远芳,邓世昆,闻玉彪,等. Hadoop-MapReduce 下的 PageRank 矩阵分开算法[J]. 计算机技术与发展,2011,21(8):6-8.

[3] 陈 康,郑纬民. 云计算:系统实例与研究现状[J]. 软件学报,2009,20(5):1337-1348.

[4] Chodorow K. Scaling MongoDB[M]. [s. l.]: O'Reilly Media, 2011.

[5] 姚 林,张永库. NoSQL 的分布式存储与扩展解决方法[J]. 计算机工程,2012,38(6):40-42.

[6] 吕明育,李小勇. NoSQL 数据库与关系数据库的比较分析[J]. 微型电脑应用,2011,27(10):55-57.

[7] deCandia G, Hastorun D, Jampani M, et al. Dynamo: Amzon's Highly Available Key-value Store[C]//SOSP'07. Stevenson, Washington, USA:[s. n.], 2007.

[8] 史佩昌,王怀民,蒋 杰,等. 面向云计算的网络化平台研究与实现[J]. 计算机工程与科学,2009,31(A1):12-13.

[9] 李 彬,张英伟. NoSQL 非关系型数据库负载均衡的实现[J]. 电脑知识与技术,2012,8(6):1209-1211.

[10] 霍多罗夫,迪洛尔夫. MongoDB 权威指南[M]. 程显锋,译. 北京:人民邮电出版社,2011.

[11] MongoDB features[EB/OL]. 2011-06-01. <http://www.cnblogs.com>.

(上接第 126 页)

牌搜索中的阈值,缩小待合并矩形框的个数。

5 结束语

为了使车牌定位准确率更好,速度更快,文中提出了结合车牌区域字符密度判定,垂直投影统计规律和聚类分析的快速定位算法。该方法充分利用了车牌内部字符特征,结合图像积分加快算法计算速度,可同时识别多个车牌,精确度好,实时性强,易于实现,有较强的应用性。

参考文献:

[1] Broumandnia A, Fathy M. Application of pattern recognition for Farsi license plate recognition[C]//Proc of Int Conf on GVIP. Cairo, Egypt:[s. n.], 2005.

[2] 林志毅,周运祥,王宗跃. 基于场景分类及灰度跳变的车牌定位方法[J]. 交通科技,2006(2):86-88.

[3] Lei Z, Bao P. A wavelet-based edge detection method by scale multiplication[C]//Proceedings of 16th International Confer-

ence on Pattern Recognition. [s. l.]: [s. n.], 2002:501-504.

[4] 郭航宇,景晓军,尚 勇,等. 基于小波变换和数学形态法的车牌定位方法研究[J]. 计算机技术与发展,2010,20(5):13-16.

[5] 虞安军,吴海珍,蒋加伏,等. 改进的遗传算法在车牌自动识别系统中的应用[J]. 计算机仿真,2006,23(11):224-227.


[6] 顾晶晶,曹 杰. 遗传神经网络在车牌识别系统中的研究及应用[D]. 重庆:重庆大学,2010.

[7] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Proc of the Intl Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai:[s. n.], 2001:511-518.

[8] 邵 平,杨路明,黄海滨,等. 基于积分图像的快速模板匹配[J]. 计算机科学,2006,33(12):225-229.

[9] 曹文平. 一种有效 k-均值聚类中心的选取方法[J]. 计算机与现代化,2008(3):95-97.

基于字符密度与聚类分析的多车牌定位方法

作者：[侯一民](#)，[金新会](#)，[HOU Yi-min](#)，[JIN Xin-hui](#)
作者单位：[东北电力大学自动化工程学院, 吉林吉林, 132012](#)
刊名：[计算机技术与发展](#) 
英文刊名：[Computer Technology and Development](#)
年，卷(期)：2013, 23(7)

本文链接：http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjz201307031.aspx