

文章编号:1671-1637(2013)01-0121-06

基于主动学习 AdaBoost 算法与颜色特征的车牌定位

张晓娜,何仁,陈士安,姚明

(江苏大学 汽车与交通工程学院,江苏 镇江 212013)

摘要:人工选取少量的车牌区域和非车牌区域,采用积分图法快速提取 Haar-like 扩展特征,构成初始训练样本。使用 AdaBoost 算法训练样本产生一个初始分类器,经过主动学习过程,产生一个用于车牌检测的强分类器。利用 Cascade 结构检测法进行车牌的粗定位,通过提取边缘颜色对,对候选区域进行验证,实现车牌区域的精确定位。对不同光照条件及车牌污损等复杂情况下的车牌图像进行了定位测试。测试结果表明:车牌的粗定位率和精确定位率分别为 98.3%、97.1%,平均定位时间小于 0.1 s,因此,该方法有较好的车牌定位效果和定位准确率。

关键词:智能交通系统;车牌定位;AdaBoost 算法;主动学习;边缘颜色对;分类器

中图分类号:U495

文献标志码:A

Vehicle license plate location using active learning AdaBoost algorithm and color feature

ZHANG Xiao-na, HE Ren, CHEN Shi-an, YAO Ming

(School of Automotive and Traffic Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, Jiangsu, China)

Abstract: A small amount of license plate areas and non-license plate areas were selected, and Haar-like extended features were extracted by using the integration diagram method to obtain initial training samples. An initial classifier was generated by training the samples with AdaBoost algorithm. A strong classifier for license plate detection was obtained in the active learning procedure. The coarse location of license plate was implemented by using the cascade structure detection method. The candidate region was verified to get the precise location of license plate area by extracting edge-color pairs. The method was applied into the test of vehicle license plate location under different illumination and defaced circumstances. Test result indicates that the coarse location rate of license plate is 98.3%, the precise location rate is 97.1%, and the average location time is less than 0.1 s. A better license plate location effect and accuracy are achieved by the proposed method. 2 tabs, 4 figs, 16 refs.

Key words: intelligent transportation system; vehicle license plate location; AdaBoost algorithm; active learning; edge-color pair; classifier

Author resumes: ZHANG Xiao-na (1981-), female, lecturer, doctoral student, +86-511-88780270, xnzhang@ujs.edu.cn; HE Ren (1962-), male, professor, PhD, +86-511-88780270, heren@ujs.edu.cn.

0 引言

车牌识别技术是图像处理与模式识别在智能交

通系统^[1]的一个重要应用,包括车牌定位、车牌字符分割、字符识别 3 个部分,其中车牌定位是整个环节中的关键^[2]。车牌定位就是在车辆图像中分割出只

收稿日期:2012-07-14

基金项目:国家自然科学基金项目(50805066);江苏省博士研究生创新基金项目(CX09B-205Z)

作者简介:张晓娜(1981-),女,河南开封人,江苏大学讲师,工学博士研究生,从事智能交通系统研究。

导师介绍:何仁(1962-),男,江苏南京人,江苏大学教授,工学博士。

含车牌的区域。车辆图像采集大都处于外部环境,光照、复杂背景等的影响导致准确定位车牌位置较为困难。因此,如何进行有效的车牌定位一直都是研究的热点,同时也是实现后续字符分割与车牌识别的重要前提与关键技术。

目前,常用的车牌定位方法主要有 3 种,一种是基于图像颜色、纹理、形状等底层特征的车牌定位法,如郑成勇提出了一种不含亮度信息的颜色特征提取方法,车牌候选区域采用车牌字符数及字符排列规则度作为判断依据^[3];刘广起等提出了基于图像纹理特征提取的车牌定位算法^[4];陈振学等在分析已有车牌定位技术以及目标检测共有特性的基础上提出了基于视觉显著特征的多特征融合的车牌定位方法^[5]。另一种方法是基于变换及数学形态学的车牌定位法,如朱成军等提出了基于 TopHat 变换和文字纹理特征的车牌定位算法^[6];刘纪红提出了基于多尺度小波分析的方法来确定道路汽车图像中的有关车辆牌照的高频分量,并应用数学形态学方法研究车牌定位^[7]。还有一种是基于机器学习的车牌定位法,如任俊等通过提取图像的角二阶矩、对比度、相关性和熵等空域特征及频率特征,利用 SVM 方法进行粗分类,然后在候选车牌区域中分离出车牌的精确位置^[8];章品正等采用 AdaBoost 算法排除明显的非车牌区域,然后采用角点验证的方法进行二次检测^[9]。

在通常条件下,以上 3 种方法都具有较好的车牌定位准确性,但是在复杂背景下,前 2 种方法的定位稳定性会受到车牌的倾斜、表面的污秽以及磨损、光线的干扰等潜在因素的影响,而基于机器学习的方法仍可快速、准确地定位车牌区域。AdaBoost 算法是一种较为实用的机器学习方法,章品正等已将其成功用于车牌的定位^[9-10]。但是传统的基于 AdaBoost 的车牌定位方法需要对样本集进行标注,而在实际应用中,由于训练样本主要由人工提取及标记产生,费时费力,另外样本的选取具有随机性,使得该方法的学习效率较差。据此,本文提出了一种基于主动学习的 AdaBoost 算法,并应用于车牌粗定位,并以车牌的颜色特征实现车牌区域的精确定位。

1 传统 AdaBoost 算法

AdaBoost 算法最早由 Freund 提出,是目前应用最广泛的机器学习方法之一^[11-12],其基本思想是将大量分类能力一般的弱分类器通过一定方法组合

起来,构成一个分类能力很强的分类器。理论证明,只要每个弱分类器分类能力比随机猜测要好,当其个数趋向于无穷时,强分类器的错误率将趋向于零。AdaBoost 算法用于车牌定位时,首先要从车牌中提取多维的特征向量作为车牌图像的属性,另外还需要一个变量标记车牌特征与非车牌特征,然后使用每一个车牌特征训练对应的一个弱分类器,最终给定一定的权值,组合这些与特征相关的弱分类器,形成最终的强分类器。

设有 n 个训练样本构成样本集 S

$$S = \{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, \dots, n\} \quad (1)$$

式中: x_i 为第 i 个样本的特征; y_i 为第 i 个样本的类型,取值为 1 或 0,分别表示正负样本。

样本集 S 中初始正负样本的个数分别为 l, m ,第 t 次迭代样本 i 的权值为 $w_{t,i}$,则样本 i 初始权值为

$$w_{1,i} = \begin{cases} \frac{1}{2m} & y_i = 0 \\ \frac{1}{2l} & y_i = 1 \end{cases} \quad (2)$$

AdaBoost 算法的具体步骤描述如下。

Step 1: 令 $t=1$, 样本的归一化权值表示为

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{i=1}^n w_{t,i}} \quad (3)$$

Step 2: 对于特征 j , 训练一个弱分类器 $h_{t,j}(x_i)$, 其分类加权错误 $\epsilon_{t,j}$ 为

$$\epsilon_{t,j} = \sum_{i=1}^n [w_{t,i} \mid h_{t,j}(x_i) - y_i \mid] \quad (4)$$

Step 3: 选择分类加权错误最小的分类器作为当前第 t 次迭代的分类器,记为 $h_t(x_i)$,相应的分类加权错误记为 ϵ_t ,则样本权值更新为

$$w_{t,i} = \begin{cases} \frac{w_{t,i} \epsilon_t}{1 - \epsilon_t} & h_t(x_i) = y_i \\ w_{t,i} & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

Step 4: 令 $t=t+1$,重复 Step 2、3,直到 t 与给定迭代的次数 T 相等。

设中间变量 α_t 与分类加权错误 ϵ_t 相关,表示为

$$\alpha_t = \lg\left(\frac{\epsilon_t - 1}{\epsilon_t}\right) \quad (6)$$

最终得到一个强分类器 $H(z)$ 为

$$H(z) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(z) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中: z 为待分类数据特征。

2 基于主动学习的 AdaBoost 算法与车牌定位

传统的 AdaBoost 算法由于需要人工标注样本集,工作十分繁琐,因此,引入了主动学习方法^[13]来处理该类问题。不同于传统的学习方法,主动学习要求学习器能够自主选取未标注样本,并交由专家进行标注,然后进行训练,从而以最小的标注代价获得较好的学习效果。

2.1 基于主动学习的 AdaBoost 算法

设 L^k 、 U^k 分别为第 k 次学习时的当前已标记样本集与未标记样本集,基于主动学习的 AdaBoost 算法过程是首先从 U^k 中选择少量未标记样本进行人工标记,加入到 L^k 中,用 AdaBoost 算法对这些标记样本进行训练,得到一个如式(7)的初始强分类器,然后将这个通过学习产生的分类器用于对候选未标记样本集 U^k 进行标记,并加入标记训练集 L^k ,重复上述过程直到未标记样本全部被标记。由于 AdaBoost 算法产生的分类器由多个弱分类器及其权值构成,用这些权值来表示第 k 次学习时的版本空间^[14] Q^k 为

$$Q^k = \left\{ (\alpha_1, \dots, \alpha_T) \mid \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x_i) - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \geq 0, i \in L^k \right\} \quad (8)$$

理论上,基于主动学习的 AdaBoost 算法使得上述版本空间不断缩小,即版本空间满足

$$Q = Q^0 \supset \dots \supset Q^k \supset \dots$$

但是,不同于一般的分类问题,基于主动学习的 AdaBoost 算法用于车牌定位时,不仅需要人工标记训练样本,而且需要人工从车牌图像选取用于训练的车牌与非车牌样本。为解决此问题,可以在主动学习过程中同时进行样本选取与标记。

设有 q 个待检测车牌图像,其中训练样本数 n 远小于 q ,基于主动学习 AdaBoost 算法描述如下。

Step 1:令 $k=1$,对给定的初始 n 个训练样本,采用图像积分法快速提取 Haar-like 扩展特征,通过特征筛选后,使用 AdaBoost 算法训练产生一个强分类器 $H^k(z)$ 。

Step 2:从待检测车牌图像中随机选取 r 个,利用当前训练得出的强分类器 $H^k(z)$,采用文献[15]的目标检测方法对 r 个候选车牌图像进行检测。

Step 3:采用交互干预的方法将 Step 2 中误检测的目标直接作为负样本加入到训练样本中,而对

于未检测出的车牌目标,人工选取后,作为正样本加入训练样本中。

Step 4:令 $k=k+1$,重新利用 AdaBoost 算法对新的训练样本进行训练,产生一个新的强分类器 $H^k(z)$ 。

Step 5:重复 Step 2~4,直到强分类器 $H^k(z)$ 达到一定的分类识别率或者最大学习次数。

2.2 车牌粗定位

在一幅车牌图像中,车牌区域仅占一小块区域,大部分区域都是非车牌区域。为了提高车牌定位的效率,文献[15]提出了 Cascade 结构检测方法,该方法类似于一颗具有多层结构的退化决策树。在多层结构中,由 AdaBoost 算法训练确定每一层的分类器,其前端由较少数量的弱分类器组成,因而前端的强分类器相对简单,计算效率高。通过前端简单结构的强分类器可以将大部分明显不可能属于车牌的子窗口排除,而将剩余的子窗口留给结构更加复杂的强分类器处理。Cascade 检测法的检测结构见图 1。

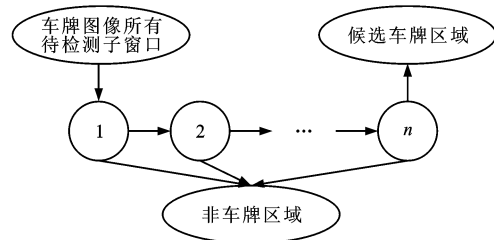


图 1 检测结构

Fig. 1 Detection structure

2.3 车牌精确定位

中国现有的车辆主要有蓝底白字牌照(蓝牌)、黄底黑字牌照(黄牌)、白底黑字或白底红字牌照(白牌)、黑底白字牌照(黑牌)等 4 种类型。鉴于车牌前景、背景色的颜色特征,可以通过对颜色通道的分析来进一步验证上述结果,实现车牌区域的精确定位。

设颜色集合 C 为

$$C = \{c_p \mid p = 1, 2, \dots, g\} \quad (9)$$

式中: c_p 为第 p 种颜色; g 为颜色种类数。

以车牌图像任一边缘点为中心,取一个 $1 \times (2s-1)$ 的水平窗口, s 为窗口参数,则窗口内边缘点两侧像素的颜色分别为 c_u 、 c_v ,其中 u 、 v 为颜色对的 2 个相异标签,其构成的二元对 (c_u, c_v) 为该边缘点的边缘颜色对^[16]。根据边缘颜色对的定义,边缘颜色对具有对称性,即 (c_u, c_v) 与 (c_v, c_u) 是等价的。如果用数字 1~5 分别表示蓝色、黄色、红色、白色、黑色,则中国常见车牌的边缘颜色对见表 1。

表 1 车牌边缘颜色对

Tab. 1 Edge-color pairs of vehicle license plate

车牌	蓝牌	黄牌	白牌	黑牌
边缘颜色对	(1,4)	(2,5)	(3,4)、(4,5)	(4,5)

在车牌区域的验证阶段,首先因为该方法不需计算微分,具有一定的抗噪能力,采用 SUSAN 检测算子提取车牌图像的边缘;然后求取车牌边缘图像中的每一边缘点的边缘颜色对,如果在线性窗口内边缘点的一侧能找到具有底色或字符颜色的像素,就说明其可能是车牌边缘点,在边缘图像中保留该点,并在另一侧搜寻具有与此颜色配对的另一颜色的像素。为了消除光照及背景的影响,在 HSI 彩色空间内对线性窗口内边缘点两侧像素的颜色进行判断。

3 试验结果分析

从实际收费站感应线圈触发器相机所拍摄的车辆图像中共收集车辆照片 2 944 幅,其中包含不同车型、颜色、车牌底色、光照条件以及车牌污损等复杂环境下的图像。随机抽取 1 000 幅图片构成训练集,剩下的 1 944 幅作为验证集。为了提高主动学习 AdaBoost 算法的学习效率,最初从训练集随机选取 500 幅图片,人工剪裁出车牌区域和非车牌区域各 500 个,作为初始训练正负样本,并将彩色车牌及非车牌图像转化为灰度图像,尺寸统一调整为 100 Pixel \times 20 Pixel,主动学习过程中每次样本增量 100 幅,边缘颜色对检测窗口参数为 2。

为了进一步定量分析本文方法与传统 AdaBoost 算法对车牌粗定位的检测结果,每层级联分类器都设置最小检测率为 99.5%,设置最大的正样本虚警率为 50.0%,设置窗口缩放比例系数为 1.2。图 2 为传统 AdaBoost 算法和本文方法对车牌图像的检测候选区域的粗定位检测结果,可以看出,传统 AdaBoost 算法的检测结果分布比较分散,有不少于 4 个候选区域的约占到总图像的 2/5,而本文方法检测结果分布比较集中,其中仅有 1 个候选区域的达到 1 200 幅,约占总图像的 60%,2 个候选区域的达 25.0%,最多的候选区域为 6 个,比例不到 1.0%。从检测出的候选区域看,本文方法要优于传统的 AdaBoost 算法。另一方面,从粗定位的准确性(即候选区域是否含有车牌区域)来看,本文方法检测结果中不含车牌区域的图像有 28 幅,而传统 AdaBoost 算法未检测出车牌区域只有 9 幅,但是该数值占整个图像总数比例相差不到 1%。根据上述两方面的分析,本文方法在保证粗定位准确性基础上,有效减少了候

选区域的个数,为下一步精确定位有效排除干扰。

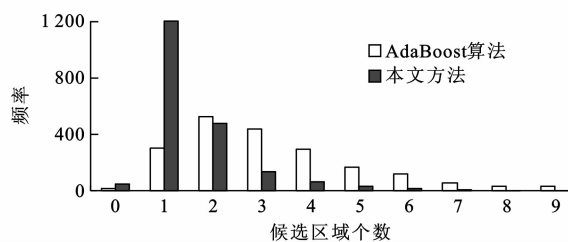


图 2 检测结果

Fig. 2 Detection result

车牌图像中通常仅含有一个车牌,为了进一步精确定位车牌区域,本文提出了基于边缘颜色对的车牌验证方法。图 3 为应用边缘颜色对后得到的车牌区域与非车牌区域的边缘图像。在图 3(b)、(e)、(h)、(k)中,仅仅利用 SUSAN 检测算子进行验证无法准确定位车牌区域,而通过边缘颜色对特征可以精确定位车牌区域。从图 3(c)、(f)、(i)、(l)可以看出,车牌区域内的水平方向颜色频数变化相对较大,为排除非车牌区域的干扰,通过边缘颜色对对车牌的边缘进行滤波,然后计算滤波后的每行边缘点个数,并除以图像的宽度,进行归一化后得到行边缘点统计量,并设定最小阈值 M (本文中为 0.2),然后计算大于这个阈值的总行数,除以图像高度后即为边缘颜色的特征值,选取该特征值最大的为车牌区域。

图 4 为在车灯干扰、背景文字干扰、车牌污损和非车牌区域与车牌区域颜色相近等特殊条件下,本文方法的定位结果,可以看出本文定位方法在各种复杂环境条件下均可达到满意的定位结果。

为了量化评估算法有效性,以粗定位率与精确定位率为评价指标,将本文方法与刘广起等提出的基于纹理特征的方法^[4]、任俊等提出的结合 SVM 和径向基函数验证的方法^[8]以及章品正等提出的结合传统 AdaBoost 的角点验证方法^[9]进行了比较,结果见表 2。从表 2 可以看出:在粗定位方面,3 种机器学习方法都具有较高的粗定位率,文献[9]的方法定位准确率最高,达到了 99.2%,本文方法为 98.3%;在精确定位方面,本文方法准确率最高,为

表 2 不同定位方法的比较

Tab. 2 Comparison of different location algorithms

定位方法	粗定位率/%	精确定位率/%
文献[4]方法		90.6
文献[8]方法	96.9	93.5
文献[9]方法	99.2	95.4
本文方法	98.3	97.1



图 3 应用边缘颜色对后的边缘图像

Fig. 3 Edge images after using edge-color pairs



图 4 不同情况下的定位结果

Fig. 4 Location results under different situations

97.1%,文献[8]与[9]方法次之,而文献[4]方法精确定位率最低,仅为 90.6%,这是由于直接用图像的底层特征会受到光照等复杂环境的影响,造成了精确定位率降低,而本文利用机器学习的方法,通过大量样本的学习,经过两次定位,克服了夜晚光照不足、灯光干扰、车牌污损、环境光等复杂条件的影响,具有较高的精确定位率,明显优于其他 3 种方法,同时本文方法定位平均时间小于 0.1 s,满足实时处理

的要求。

4 结 语

本文提出了一种基于主动学习的 AdaBoost 算法和边缘颜色对验证的车牌定位算法,通过不同光照条件及车牌污损情况下的车牌图像的试验,验证了算法的可行性,主要结论如下。

(1)主动学习 AdaBoost 算法较传统 AdaBoost

算法的优点是在主动学习过程中同时进行样本选取与标记,从而以最小的训练代价获得较高的识别率,可作为一种在线学习方法,能有效减少人工提取训练样本的数量并提高训练样本的质量;

(2)基于边缘颜色对的车牌验证方法能有效利用中国车牌前景与背景色颜色特征的特殊性,较好的把车牌区域与其他区域区分开来。另外,先采用 SUSAN 检测算子提取边缘,再提取图像颜色对特征,可以降低噪声的影响并提高算法执行效率。

(3)采用基于主动学习算法和边缘颜色对验证的车牌定位方法,先通过主动学习 AdaBoost 算法,得到多个候选区域,然后利用边缘颜色对验证的方法拒绝绝大部分候选区域。学习过程也可以离线进行,其方法的参数相对稳定,定位速度快,检测正确率高,可以达到实时处理的要求。

(4)本文方法粗定位结果中不含车牌区域的图像较多,提高车牌粗定位准确性是我们的下一步工作方向。

参 考 文 献 :

References :

- [1] WANG Fei-yue, BROGGI A, WHITE C C. Road to transactions on intelligent transportation systems: a decade's success[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2009, 10(4): 553-556.
- [2] BUCH N, VELASTIN S A, ORWELL J. A review of computer vision techniques for the analysis of urban traffic[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2011, 12(3): 920-939.
- [3] 郑成勇. 一种 RGB 颜色空间中的车牌定位新方法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(11): 1623-1628.
ZHENG Cheng-yong. A novel license plate location method on RGB color space[J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(11): 1623-1628. (in Chinese)
- [4] 刘广起, 郑晓势, 张晓波. 基于图象纹理特征提取的车牌定位算法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(11): 1419-1422.
LIU Guang-qi, ZHENG Xiao-shi, ZHANG Xiao-bo. License plate location based on texture characteristic of image[J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(11): 1419-1422. (in Chinese)
- [5] 陈振学, 常发亮, 刘成云. 基于特征显著性的多特征融合车牌定位算法[J]. 控制与决策, 2010, 25(12): 1909-1912, 1916.
CHEN Zhen-xue, CHANG Fa-liang, LIU Cheng-yun. Multi-features fusion license plates locating algorithm based on feature salience[J]. Control and Decision, 2010, 25(12): 1909-1912, 1916. (in Chinese)
- [6] 朱成军, 蒲菊华, 高 磊, 等. 基于 Tophat 变换和文字纹理的车牌定位算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(5): 541-545.
ZHU Cheng-jun, PU Ju-hua, GAO Lei, et al. License plate location based on Tophat transformation and text texture[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2008, 34(5): 541-545. (in Chinese)
- [7] 刘纪红. 基于小波分析的车辆牌照定位方法[J]. 仪器仪表学报, 2002, 23(增3): 206-207.
LIU Ji-hong. Wavelet analysis based approach for vehicle license plate locating[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002, 23(S3): 206-207. (in Chinese)
- [8] 任 俊, 黄丹丹, 李志能. 结合纹理分析和支撑矢量机的汽车牌照定位研究[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2006, 40(8): 1352-1357.
REN Jun, HUANG Dan-dan, LI Zhi-neng. License plate locating using support vector machines and texture analysis[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science Edition, 2006, 40(8): 1352-1357. (in Chinese)
- [9] 章品正, 王健弘. 一种应用机器学习的车牌定位方法[J]. 应用科学学报, 2011, 29(2): 147-152.
ZHANG Pin-zheng, WANG Jian-hong. Vehicle license plate location based on machine learning[J]. Journal of Applied Sciences, 2011, 29(2): 147-152. (in Chinese)
- [10] 盛 曦, 吴 炜, 杨晓敏, 等. 一种基于 AdaBoost 的车牌定位算法[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2007, 44(3): 535-539.
SHENG Xi, WU Wei, YANG Xiao-min, et al. A license plate location method based on AdaBoost algorithm[J]. Journal of Sichuan University: Natural Science Edition, 2007, 44(3): 535-539. (in Chinese)
- [11] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of Computer and System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [12] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A short introduction to boosting[J]. Journal of Japanese Society for Artificial Intelligence, 1999, 14(5): 771-780.
- [13] ZHANG C, CHEN T. An active learning framework for content-based information retrieval[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2002, 4(2): 260-268.
- [14] TRAPEZNIKOV K, SALIGRAMA V, CASTANON D. Active boosted learning (ActBoost)[J]. Journal of Machine Learning Research, 2011(15): 743-751.
- [15] VIOLA P, JONES M J. Robust real-time face detection[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 57(2): 137-154.
- [16] 李文举, 梁德群, 张 旗, 等. 基于边缘颜色对车牌定位新方法[J]. 计算机学报, 2004, 27(2): 204-208.
LI Wen-ju, LIANG De-qun, ZHANG Qi, et al. A novel approach for vehicle license plate location based on edge-color pair [J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(2): 204-208. (in Chinese)