

高斯差分的 AdaBoost 车牌定位方法

刘 彬, 严京旗, 施鹏飞

(上海交通大学 图像处理与模式识别研究所, 上海 200240)

摘 要:针对实际拍摄场景中的复杂光照条件以及不同车牌颜色对车牌定位造成的影响,提出了一种基于高斯差分图像的 AdaBoost 车牌检测算法.该算法首先对原始灰度图像进行高斯差分,得到其对应的高斯差分图像,然后利用基于 DoG 图像的 DoG + AdaBoost 分类器与基于灰度图像的 Gray + AdaBoost 分类器构成二级车牌检测器进行车牌检测,最后根据车牌中的车牌号码信息对车牌检测结果进行验证,得到最终的车牌定位结果.该算法利用高斯差分方法,很好地抑制了复杂光照和不同车牌颜色对车牌检测造成的影响,具有较快的定位速度和很高的检出率.实验表明,该算法能获得很好的车牌定位效果,具有较高的实用价值.

关键词:复杂光照条件;车牌定位;AdaBoost 算法;高斯差分

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2010)06-0471-05

A license plate location method based on the DoG + AdaBoost algorithm

LIU Bin, YAN Jing-qi, SHI Peng-fei

(Institute of Image Processing and Pattern Recognition, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: While focusing on the effect of complex illumination conditions in an actual shooting scene and different colors of a license plate in various locations, a license plate detection method was presented based on the DoG + AdaBoost algorithm. First, by differential Gaussian processing, the DoG image was obtained from the gray-scale image, and then a 2-stage detector formed by the DoG + AdaBoost classifier and Gray + AdaBoost classifier was used to detect the license plate. Finally, the registration number information was used to verify the license plate and to produce the final result. The algorithm greatly reduced the effect of complex illumination conditions and different colors of the license plate in various locations with a fast processing time and high detection rate. The algorithm performed well in the experiment and possesses high practical value.

Keywords: complex illumination conditions; license plate location; AdaBoost algorithm; differential of Gaussian (DoG)

车牌识别(LPR)是智能交通系统(ITS)中的重要组成部分之一,应用十分广泛.它通过对摄像机所拍摄的车辆图像或者视频序列进行分析和处理,得到车牌信息,进而可以实现停车场收费管理、汽车防盗等功能,对于实现交通自动化管理有着十分重要意义.

车牌识别系统包括3个主要模块,即车牌定位、车牌字符分割和字符识别.其中车牌定位效果的好坏直接影响着整个系统的性能.目前有关车牌定位的算法主要有:基缘统计^[1,4]、数学形态学处理^[1]和

连通域分析^[2]等;基于灰度图像的车牌定位,主要包括二值化图像的车牌定位方法,包括边括整体图像分析、局部图像分析^[3]等;基于彩色图像的车牌定位方法,主要有直方图分析、颜色空间变换^[4]等;基于机器学习的车牌定位方法,主要包括 AdaBoost^[5,6]、支持向量机和人工神经网络等.由于实际拍摄到的车辆图像受很多因素的干扰,包括复杂光照(阴影、曝光等)、不同拍摄角度和拍摄距离、不同的拍摄背景等,这些都给车牌定位带来了不同程度的影响.针对以上这些问题,提出了 DoG + AdaBoost 算法训练车牌分类器进行车牌检测,并结合车牌号码信息对检测到的车牌进行校验,进而得到最终的车牌定位结果.

收稿日期:2010-04-17.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60873137).

通信作者:严京旗. E-mail:jqyan@sjtu.edu.cn.

1 DoG 原理

为了抑制复杂光照和车牌颜色差异给车牌检测带来的影响(如图1),首先对原始灰度图像进行 DoG 处理,然后在 DoG 图像上进行车牌检测,该方法很好地降低了复杂光照和车牌颜色差异对车牌检测造成的干扰.同时,通过 DoG 处理后,图像的边缘信息得到增强,进而提高了车牌区域与背景区域的区分度,如图2所示.

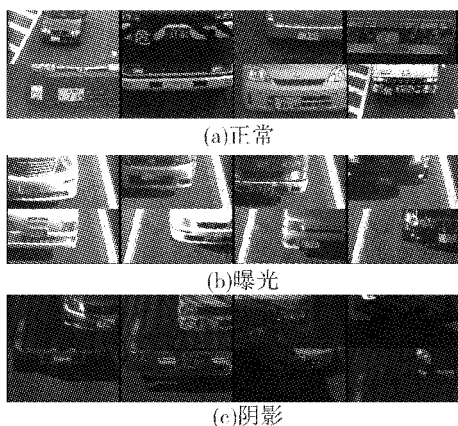


图1 不同光照条件下拍摄到的车辆图像
Fig.1 Vehicle images with different illumination conditions

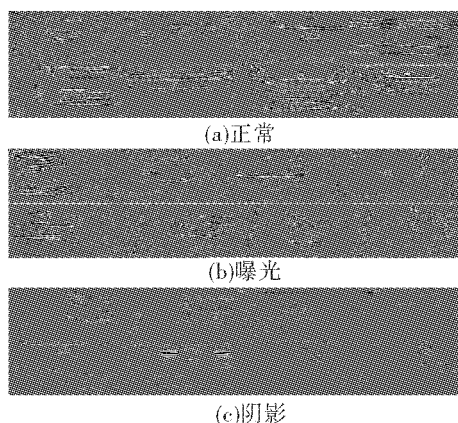


图2 图1中灰度图像对应的 DoG 图像
Fig.2 DoG vehicle images correspond to Fig.1

1.1 DoG 算子

DoG 算子是尺度归一化的 LoG (Laplacian of Gaussian)算子的近似^[7],如式(1)~(2)所示,而且由于其运算更有效率,很适合进行图像卷积运算.

DoG 算子:

$$\text{DoG} \triangleq G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma), \quad (1)$$

LoG 算子:

$$\text{LoG} \triangleq \sigma^2 \nabla^2 G(x, y, \sigma). \quad (2)$$

式中: ∇^2 代表拉普拉斯算子, $G(x, y, \sigma)$ 是尺度可变高斯函数, (x, y) 是空间坐标, σ 是尺寸坐标. 可知

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{2\pi\sigma^5} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (3)$$

$$\nabla^2 G = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{2\pi\sigma^6} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}. \quad (4)$$

由式(3)、式(4)可得

$$\frac{\partial G}{\partial \sigma} = \sigma \nabla^2 G. \quad (5)$$

通过式(5)可知,可以先计算 $G(x, y, \sigma)$ 的有限差分近似得到 $\partial G / \partial \sigma$, 进而得到 $\sigma \nabla^2 G$ 的近似值:

$$\sigma \nabla^2 G = \frac{\partial G}{\partial \sigma} \approx \frac{G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)}{k\sigma - \sigma}. \quad (6)$$

当 k 无限接近 1 时,式(6)的近似误差接近 0, 即

$$\text{DoG} \approx (k - 1) \text{LoG}. \quad (7)$$

由于式(7)中参数 $(k - 1)$ 是个常量,所以它不会对 DoG 算子与图像进行卷积的结果产生影响.

1.2 获取 DoG 图像

将图像的尺度空间定义为 $S(x, y, \sigma)$, 它是由尺度可变的高斯函数 $G(x, y, \sigma)$ 和输入图像 $I(x, y)$ 进行卷积得到的:

$$S(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y).$$

式中: $*$ 是卷积运算符号.

通过式(8)计算得到原始灰度图像对应的 DoG 图像:

$$D(x, y, \sigma) = S(x, y, k\sigma) - S(x, y, \sigma). \quad (8)$$

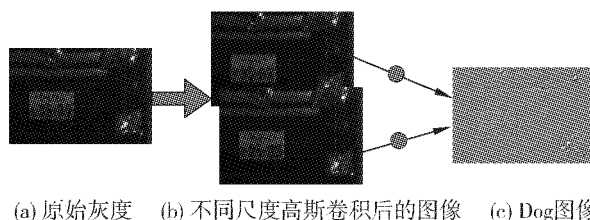


图3 获取 DoG 图像

Fig.3 Get DoG images

2 AdaBoost 分类器

AdaBoost 算法^[8]是 1997 年由 Freund 和 Schapire 提出的一种自适应的机器学习算法,其基本原理是利用大量的弱分类器通过一定的权重叠加,组合成一个分类能力更强的分类器.2001 年,Viola 和 Jones 提出了一种基于 Haar 特征的级联 AdaBoost 分类算法^[9],该文主要有以下几点创新:1)使用结构简单的 Haar 特征训练弱分类器;2)引入积分图像的概念,大大提高了 Haar 特征的计算效率;3)通过 AdaBoost 算法构造二值分类器(人脸—非人脸),其特点是具有较高的通过率和较低的拒绝率;4)将许

多个强分类器通过级联的方式构成一个多级分类器(cascaded classifier),这样做的好处是快速排除背景区域(非人脸),将更多的计算时间花费在目标区域(人脸)的检测,能很大程度地提高检测速度。

综合以上,本文采用文献[9]中提到的算法,训练级联的 AdaBoost 分类器进行车牌检测。

2.1 特征选择

根据车牌中的字符分布特征选取了几种基本的 Haar 特征(边缘特征、线特征和中心环绕特征),除此以外,还提出了几种新的 Haar 特征(这些特征能很好地反映出车牌字符的分布特点)来训练车牌检测器,见图 4,灰色区域像素值之和减去白色区域像素值之和即为该 Haar 特征对应的特征值。

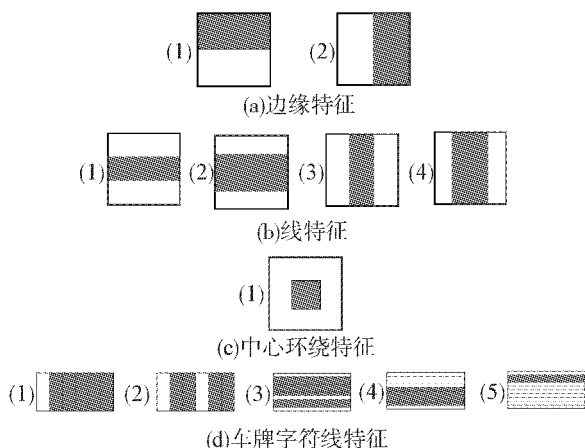


图4 本文训练车牌分类器所使用的 Haar 特征

Fig.4 Types of features selected by AdaBoost

2.2 AdaBoost 算法

AdaBoost 算法不需要预知弱学习算法的先验知识,它能自适应地调整弱学习算法的分类效果,经过若干次迭代后分类效果能达到预定的期望值。该算法的具体描述如下:

假设输入共 n 个训练样本 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, 其中 $y_i = 0, 1$ 分别对应着负样本和正样本。

初始化权重:若 $y_i = 0$, 则 $w_{1,i} = \frac{1}{2m}$, 若 $y_i = 1$ 则

$w_{1,i} = \frac{1}{2l}$, 其中 m, l 分别代表负样本和正样本数目。

对于 $t = 1, 2, \dots, T$ (其中 T 迭代次数):

1) 权重归一化:

$$w_{t,i} \leftarrow \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}}$$

2) 对于每一个特征 j , 按照上面的方法训练得到相应的分类器 h_j , 计算相对于当前权重 w_t 的误差:

$$\varepsilon_j = \sum_i w_i |h_j(x_i) - y_i|$$

3) 选择具有最小误差 ε_t 的简单分类器 h_t 加入

到强分类器中。

4) 更新每个样本对应的权重:

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_t^{1-e_i}$$

式中:如果第 i 个样本 x_i 被正确分类,则 $e_i = 0$, 否则

$$e_i = 1; \beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1 - \varepsilon_t}$$

最终得到的强分类器:

$$h(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T \alpha_t \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

式中: $\alpha_t = \log \frac{1}{\beta_t}$ 。

多个强分类器训练完成后,可以将这些强分类器串联在一起构成一个级联分类器。级联分类器的构造应遵循:保证目标区域通过,同时减少非目标区域的通过率,这样可以提前排除大量的非目标区域,有助于提高检测速度。

2.3 训练分类器

采集了 2 000 张日文车牌图片作为正样本(图像尺寸全部归一化为 36×18 大小), 1 500 张图片作为负样本,分别训练了 Gray + AdaBoost (JP) 分类器(基于灰度图像)和 DoG + AdaBoost (JP) 分类器(基于 DoG 图像);采集了 2 300 张中文车牌图片作为正样本(图像尺寸全部归一化为 36×12 大小), 1 500 张图片作为负样本,训练了 Gray + AdaBoost (CN) 分类器和 DoG + AdaBoost (CN) 分类器。各分类器的具体性能如图 5 所示。

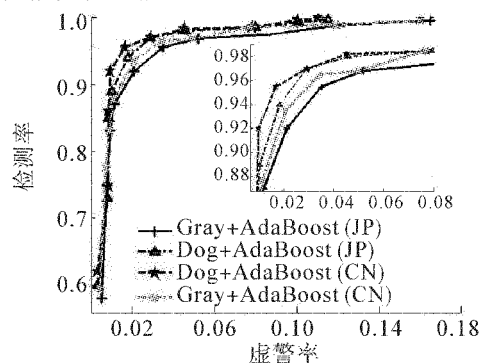


图5 2 种分类器在中文和日文车牌中的 ROC 曲线

Fig.5 The different ROC curves of the classifiers in Chinese and Japanese license plates

3 车牌定位

利用训练好的车牌检测器进行检测的过程中,不可避免地会出现漏检和虚警(伪车牌),这与该算法本身的原理有很大关系。

对于漏检,利用 DoG + AdaBoost 分类器和 Gray + AdaBoost 分类器组成一个 2 级检测器,以降

低漏检率。

对于虚警,采用车牌号码验证的方法,即利用 AdaBoost 算法训练出的大数字检测器(训练该检测器的正样本为车牌中的车牌号码 0~9,共1 500 个)去检测每个候选车牌区域中出现的车牌号码(可通过相对于车牌区域的位置信息和相对尺寸排除一部分虚警,以提高车牌号码信息的可信度),最后通过车牌号码信息排除虚警区域,此外,这里检测出的车牌号码位置信息还可以为以后的车牌字符分割提供重要的参考信息。如图 6 所示,车牌区域 1 中共检测出 1 个车牌号码,车牌区域 2 中共检测出 0 个车牌号码,车牌区域 3 中共检测出 4 个车牌号码,由此可知车牌区

域 3 为真实车牌的可信度最高,故将车牌区域 3 作为最终的车牌定位结果。

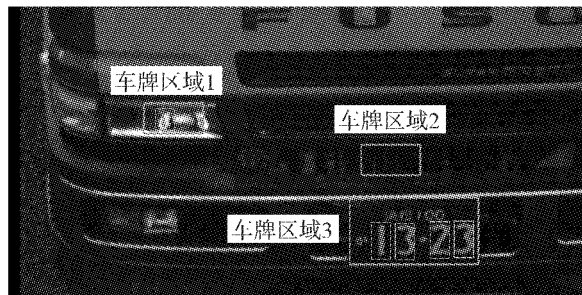


图 6 利用 AdaBoost 车牌检测器得到的检测结果

Fig. 6 The detection results by AdaBoost classifier

表 1 多种车牌定位方法的检测精度对比

Table 1 Comparison results about license plate location methods on location performance %

| 定位方法 | 正常图像(545 幅) | | | 曝光图像(354 幅) | | | 阴影图像(500 幅) | | | 所有图像(1399 幅) | | |
|--------------------------------|-------------|-----|------|-------------|-----|------|-------------|------|------|--------------|-----|------|
| | 定位率 | 漏检率 | 虚警率 | 定位率 | 漏检率 | 虚警率 | 定位率 | 漏检率 | 虚警率 | 定位率 | 漏检率 | 虚警率 |
| 连通域方法 ^[2] | 87.7 | 1.8 | 10.5 | 76.6 | 2.5 | 20.9 | 81.8 | 6.0 | 12.2 | 82.8 | 3.5 | 13.7 |
| Gray + AdaBoost ^[5] | 98.5 | 1.3 | 0.2 | 95.5 | 3.7 | 0.8 | 87.6 | 12.4 | 0.0 | 93.9 | 5.8 | 0.3 |
| DoG + AdaBoost | 97.4 | 2.6 | 0.0 | 97.5 | 2.2 | 0.3 | 93.8 | 6.0 | 0.2 | 96.2 | 3.7 | 0.1 |
| 本文方法 | 100.0 | 0.0 | 0.0 | 99.4 | 0.3 | 0.3 | 96.6 | 3.2 | 0.2 | 98.7 | 1.2 | 0.1 |

注:所有测试样本均为灰度图像;方法 2、3、4 均采用本文中提出车牌号码信息验证的方法排除虚警。

表 2 多种车牌定位方法的平均检测时间对比

Table 2 Comparison results about license plate location methods on average time consuming ms

| 检测方法 | 连通域方法 | Gray + AdaBoost | DoG + AdaBoost | 本文方法 |
|--------|-------|-----------------|----------------|------|
| 平均检测时间 | 38 | 95 | 93 | 135 |

注:测试平台为 Intel Core (TM) 2 Duo CPU E7400 2.80GHz, 2GB RAM. 图像尺寸为 1024 × 500。

4 实验结果及分析

由表 1 可知基于 AdaBoost 算法的车牌检测器定位效果要明显优于基于连通域 (connected components) 算法的车牌检测器,这是由算法本身特点导致的。1) 基于连通域的车牌检测器是在二值图像上对连通块进行统计,根据连通块信息确定车牌区域,该方法对图像二值化效果很敏感。2) 有些日文车牌中只存在 1 个或 2 个车牌号码,直接用连通块信息分析很容易产生虚警。3) 基于 AdaBoost 算法的车牌检测器由于训练阶段准备的训练数据代表性比较强 (包含多种光照条件、多种颜色和不同角度 ($\pm 15^\circ$ 范围) 的正样本),故其适应性非常强。通过车牌中大数字信息对检测到的车牌区域进行验证,使该类检测器虚警率非常低。4) DoG + AdaBoost 分类器在曝光和阴影条件下表现优于 Gray + AdaBoost 分类器,而 Gray + AdaBoost 分类器在正常光照条件下表现要相对好一些,所以利用 DoG + AdaBoost 分类器

和 Gray + AdaBoost 分类器构成一个 2 级车牌检测器,从而取得了更好的检测效果。

5 结束语

提出一种基于 DoG 图像的 AdaBoost 车牌检测算法,利用该算法与文献[5]中提出的算法构成一个二级车牌检测器对车辆图像进行车牌检测并结合车牌区域的车牌号码信息对车牌区域进行校验,以实现车牌区域的精确定位。实验结果表明本文采用的车牌定位方法在各种光照条件下表现得都很鲁棒,具有很高的实用价值。由于采用的是 2 级检测器,所以车牌的平均定位时间会有所增加,在实际系统中,目标检测的实时性是很重要的一个指标,如何平衡检测器的检测精度和时间花费,将是下一步工作的重点。

参考文献:

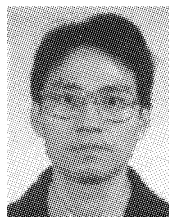
[1] HONGLIANG B, CHANGPING L. A hybrid licenseplate

- extraction method based on edge statistics and morphology [C]//ICPR. [S.l.], 2004: 831-834.
- [2] LLORENS D, MARZAL A, PALAZON V, et al. Car license plates extraction and recognition based on connected components analysis and HMM decoding[C]// New York: Springer-Verlag, 2005, 3522: 571-578.
- [3] BROUMANDNIA A, FATHY M. Application of pattern recognition for Farsi license plate recognition[C]//GVIP. Cairo, Egypt, 2005: 623-627.
- [4] 郭捷, 施鹏飞. 基于颜色和纹理分析的车牌定位方法[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(5): 472-476.
GUO Jie, SHI Penfei. Color and texture analysis based vehicle license plate location [J]. Journal of Image and Graphics, 2002, 7(5): 472-476.
- [5] DLAGNEKOV L. License plate detection using AdaBoost [D]. San Diego, USA: University of California, 2004.
- [6] 盛曦, 吴炜. 一种基于 AdaBoost 的车牌定位算法[J]. 四川大学学报, 2007, 44(3): 535-539.
SHENG Xi, WU Wei. A license plate location method based on Adaboost algorithm[J]. Journal of Sichuan University, 2007, 44(3): 535-539.
- [7] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [8] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [C]//Computational Learning Theory: Eurocolt' 95. [S.l.], 1995: 23-37.
- [9] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, USA: IEEE Press, 2001: 511-518.

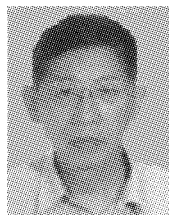
作者简介:



刘 彬,男,1984 年生,硕士研究生,主要研究方向为图像处理、机器学习与生物特征识别。



严京旗,男,1975 年生,副教授,硕士生导师,主要研究方向为图像图形综合技术、可视计算、三维生物特征识别等。曾多次赴香港理工大学计算机系开展合作研究并建立了密切的合作关系。参与并主持了多项国家自然科学基金项目。



施鹏飞,男,1940 年生,教授,博士生导师。主要研究方向为图像处理、模式识别及智能技术与系统。国家自然科学基金信息学科、国家教育部、科技部评审与咨询专家。国际 IEEE 高级会员,中国人工智能学会常务理事,中国科学院自动化所模式识别国家重点实验室、北京大学机器感知与智能教育部国家重点实验室学术委员。获国家、省部级科技奖 6 项,发表学术论文 100 余篇。