

复杂场景下基于颜色对和 MSER 的交通标志检测方法

戴雪瑞¹, 袁雪^{1,2}, 乐国庆³, 张立平³

(1. 北京交通大学 电子信息工程学院, 北京 100044; 2. 创景未来(北京)科技有限公司, 北京 100088;
3. 北京华航无线电测量研究所, 北京 100013)

摘要:交通标志识别技术在室外复杂环境中, 会有光照变化、标志褪色、标志倾斜和形变等不利因素的影响。目前, 主流的检测算法使用颜色、形状或局部稳定特征进行交通标志的检测, 但这些算法在复杂场景下检测精度低, 鲁棒性差。为了达到较好的检测效果, 提出一种基于颜色对和最大稳定极值区域(MSER)的交通标志检测算法。在检测过程中, 为了解决不同天气情况下获取的图像亮度不同的问题, 使用多组阈值; 针对使用传统的颜色阈值算法得到的交通标志候选区域与颜色相似的背景粘连在一起的现象, 提出一种分割算法对其进行准确分割。最后使用支持向量机(SVM)和方向梯度直方图(HOG)对得到的目标区域进行分类。尽管是在复杂的场景下, 交通标志的检测率和识别率也较高。

关键词:交通标志检测; 颜色对; 最大稳定极值区域; 多阈值; 支持向量机; 方向梯度直方图
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Detection method of traffic signs based on color pair and MSER in the complex environment

DAI Xuerui¹, YUAN Xue^{1,2}, YUE Guoqing³, ZHANG Liping³

(1. School of Electronics and Information Engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;
2. Insight Future (Beijing) Technology Co., Ltd, Beijing 100088, China;
3. Beijing Huahang Radio Measurement Institute, Beijing 100013, China)

Abstract: Traffic signs recognition technology can be used in driving assistance, automatic drive, and routing maintenance of traffic sign. This technology has a significant research value. However, in the complex outdoor environment, due to the unfavorable factors of variable light condition, signs fading, signs inclining and distorting, traffic signs detection and recognition is still a challenging task. Currently, color, shape and local stability are used in the main methods of traffic sign detection. However, these methods have the disadvantages of low precision and less robustness in the complex environment. To achieve a better detection result, a new method for traffic sign detection is proposed which based on color pair and Maximally Stable Extremal Regions(MS-

收稿日期: 2017-11-22

基金项目: 国家自然科学基金(61871024, 61673047)

Foundation items: National Natural Science Foundation of China(61871024, 61673047)

第一作者: 戴雪瑞(1992—), 男, 安徽淮南人, 博士生。研究方向为图像处理和模式识别。email: 17111048@bjtu.edu.cn.

通信作者: 袁雪(1977—), 女, 辽宁沈阳人, 副教授, 博士。email: xyuan@bjtu.edu.cn.

引用格式: 戴雪瑞, 袁雪, 乐国庆, 等. 复杂场景下基于颜色对和 MSER 的交通标志检测方法[J]. 北京交通大学学报, 2018, 42(5): 107-115.

DAI Xuerui, YUAN Xue, YUE Guoqing, et al. Detection method of traffic signs based on color pair and MSER in the complex environment[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2018, 42(5): 107-115. (in Chinese)

ER). In the procedure of detecting traffic signs, a multi-threshold method is utilized for the problem of different image brightness that obtained in the different weather condition. And a cutting method is also proposed for the candidate regions which are connected with similar background. At last, SVM and HOG are utilized for the classification of the proposed regions and high detection rate and recognition rate are obtained in the complex environment.

Keywords: traffic signs detection; color pair; maximally stable extremal regions; multi-threshold; support vector machine; histogram of oriented gradient

交通标志是用文字和符号传递道路信息的设施,包含许多重要的道路交通信息,如规范驾驶员行为、提示危险地段等.驾驶员适时的获得些信息有利于驾驶员做出及时反映,保证驾驶安全.交通标志检测识别是智能交通系统的重要组成部分:1)用于辅助驾驶,如提示驾驶员前方有急转弯;2)自动驾驶,为无人车的控制器提供决策;3)交通标志维护,清查道路交通标志并找出缺失或损坏的交通标志.

在交通标志的检测过程中,交通标志特征提取的主要方法有:基于颜色或形状等全局图像特征的,以及基于灰度图像和基于局部特征的三大类.

文献[1]使用中心凹陷注视算法提取图像形状信息.交通标志形状和颜色特征被用于交通标志的检测和识别.文献[2]使用交通标志的颜色信息用于检测,其内核信息和形状用于交通标志识别.灰度图像作为图像特征用于交通标志的检测^[3].还有一些方法使用灰度图像的形状信息,如文献[4]提出使用局部径向对称性检测图像中的正方形、八边形和三角形等交通标志.文献[5]提出了遗传算法和模拟退火算法并提取颜色边线、内核和边缘三部分的特征.文献[6]在交通标志的检测过程中使用形状信息,使用2D单应性方法检测几种常用的形状如三角形、圆形和矩形等.图像的 Haar 和 HOG 特征用于交通标志的检测.文献[7]提出了 SimBoost 算法用于二分类问题,采用 Fuzzy 退化树将二分类问题推广到多分类中.文献[8]在交通标志的检测过程中也使用图像的 Haar 特征,并结合使用了 Adboost 算法.文献[9]提取了图像的 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)特征用于交通标志的检测.近年来,模板匹配^[10],SVMs^[11],神经网络^[4]被广泛用于交通标志的识别过程.HOG 特征^[12]被用于道路交通标志的特征提取.

交通标志的形状信息易受到尺寸变化、障碍物遮挡等影响,灰度图像和颜色特征易受到环境光照变化的影响.在使用颜色特征时,不同的天气条件下,颜色的阈值选取差别较大,且由于红黄等颜色差别较小,在远处的交通标志易产生粘连现象,不易分开.因此,在基于颜色、形状等全局特征的交通标志的检测算法

的鲁棒性方面还需进一步完善.本文作者提出基于颜色对、最大稳定极值区域(Maximally Stable Extremal Regions,MSER)及形状的检测算法,克服了仅依赖颜色、形状等算法中遇到的困难.对于一些曝光情况较严重,颜色特征不明显且对比度低的交通标志,使用最大稳定极值区域对其补充,并用其形状特征进行判别过滤,从而达到更好的检测效果.

1 交通标志检测算法

本文提出一种基于颜色对和 MSER 的交通标志检测算法.如圆形交通标志中红黄各占一定的比例,或者蓝白各占一定的比例等.本文将整幅图像对红、黄、蓝分别进行二值化处理并结合使用 MSER 算法找出可能的感兴趣区域,对这些感兴趣区域判断是否满足颜色对条件及形状条件从而确定交通标志区域.交通标志检测识别的具体步骤如下:

- 1)对待检测图像进行预处理:颜色归一化;
- 2)确定颜色阈值,进行多阈值区域提取;
- 3)利用颜色对信息找出感兴趣区域;
- 4)利用最大稳定极值区域找出感兴趣区域;
- 5)利用交通标志形状特征对感兴趣区域进行形状判别、分割和融合;
- 6)利用 SVM 和 HOG 特征对感兴趣区域进行分类得到交通标志.本文算法的总体流程见图 1 所示.

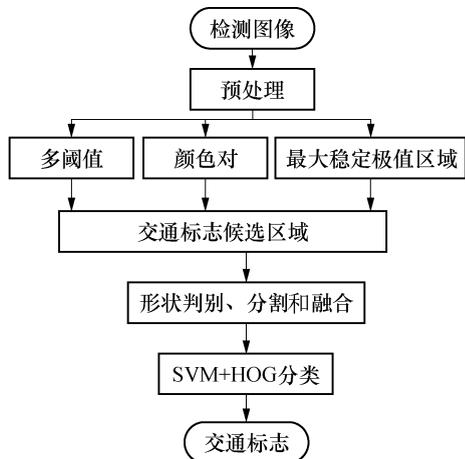


图 1 本文算法总体流程图

Fig. 1 Flow chart of the proposed algorithm

1.1 颜色归一化

在不同的光照条件下物体的颜色变化较大,不利于交通标志的检测.阴影是一种特殊的噪声,它作为图像退化的一种特殊形式,使得图像上阴影区域里的目标信息失真.当交通标志处于阴影区域时,交通标志的颜色发生较大变化,不利于交通标志的检测.为了消除光照和阴影的影响,对 RGB 空间进行归一化处理.归一化的方法如下

$$r = R / (R + G + B), g = G / (R + G + B), b = B / (R + G + B) \quad (1)$$

式中: R, G, B 代表原图像某点的像素值; r, g, b 表示归一化之后的值. RGB 颜色空间归一化的结果见图 2. 从图 2 可以看出, 经过归一化处理后的 RGB 图像可以去除阴影的影响.

1.2 多阈值区域提取

为了进一步消除光照变化影响, 首先将原始图

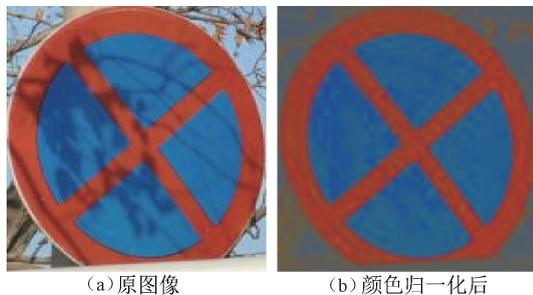


图 2 交通标志颜色归一化

Fig. 2 Normalized RGB of traffic sign

像转换为灰度图像, 并将其分为若干小块, 得到每一小块的平均灰度 (\bar{G}_i), 计算每小块灰度值小于特定阈值 Th_2 的概率 ($P(\bar{G}_i < Th_2)$), 根据此概率为图像选择相应的阈值 T_R, T_Y, T_B . 对原图像中不同颜色分量(红、黄、蓝)进行二值化处理, 白色区域被标定为交通标志候选区域, 其过程见图 3.

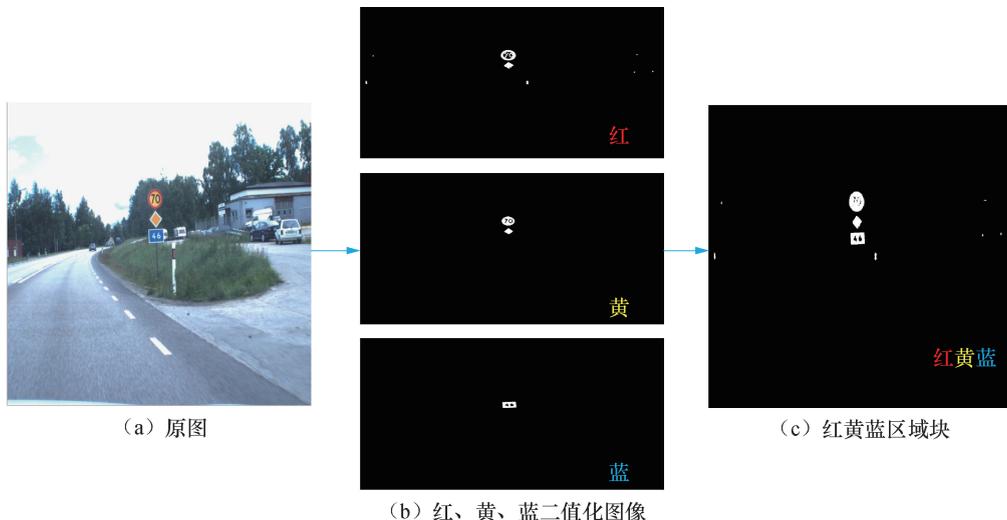


图 3 基于颜色对的检测算法

Fig. 3 Detection algorithm based on color pair

1.3 颜色对区域匹配

交通标志是用颜色、形状等组合向交通参与者传递交通信息, 有多种不同的颜色组合. 如图 4 所示, 禁令标志一般为红色圆形框, 指示标志的底色一般为蓝色, 黄色用于警告标志的底色. 分别将待检测图片进行红 (T_R), 黄 (T_Y), 蓝 (T_B) 二值化处理, 根据要检测出的交通标志, 确定每类交通标志中各种颜色的比例. 圆形红黄交通标志的区域匹配过程见图 3, 在红黄蓝二值图像中遍历所有小块 J_i , 判断每小块 J_i 中的颜色比例及宽高比等形状信息是否满足条件, 从而确定感兴趣区域. 每块中红黄蓝的比例 P_{iR}, P_{iY}, P_{iB} 及面积 a_i 由下式求得

$$P_{iR} = n_{iR} / a_i, P_{iY} = n_{iY} / a_i, P_{iB} = n_{iB} / a_i, a_i = w_i \cdot h_i \quad (2)$$

式中: w_i, h_i, a_i 分别为区域块 J_i 外接最大矩形的宽, 高, 及面积, 宽和高的单位为像素点数; n_{iB}, n_{iY}, n_{iR} 分别为区域块 J_i 的蓝、黄、红色像素点数.

将待检测的交通标志按照颜色对条件分为四大类, 每一大类交通标志的部分图片见图 4, 颜色比例条件见表 1 所示.

表 1 每类颜色比例

Tab.1 Color ratio of each class

类别	条件
一	$P_{iB} > 0.5$
二	$P_{iR} > 0.2 \ \& \ P_{iB} > 0.4$
三	$P_{iR} > 0.1 \ \& \ P_{iY} > 0.5$
四	$P_{iR} > 0.7 \ \ P_{iY} > 0.6$

1.4 最大稳定极值区域提取

由于交通标志长期处于室外复杂的环境, 不同



图 4 每类交通标志中的部分图片

Fig. 4 Some of the pictures in different classes

的光照条件下的颜色差别较大,而且褪色和污损等现象严重,使得在复杂情况下仅运用颜色对和多阈值无法达到满意的检测效果.文献[13]提出的MSER算法,在图像对比度和光照条件变化方面具有较好的鲁棒性,因此使用MSER算法对基于颜色对的检测方法进行补充.其基本原理如图5所示,图5中的曲线幅度值表示灰度值,不同的颜色表示不同的区域.在某一区域中,当灰度值从最小的灰度值 h_0 慢慢增大到 h_t ,该区域的面积变化幅度(dA/dt , A 为二值图像图中红色填充区域的面积, t 为灰度阈值)不大.当灰度阈值超过 h_t 时,红色区域将和蓝色区域融合在一起,区域面积将有一个突变的过程.最大稳定极值区域就是随着阈值 h 的变化区域内面积变化幅度最小的极值区域.

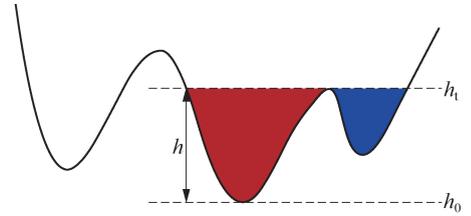


图 5 MSER 原理图

Fig. 5 Schematic of MSER

MSER 算法在特征区域提取之前将输入图像进行灰度化处理,仅仅利用了图像的亮度信息.为了能够充分利用图像的颜色信息,本文对彩色图像的 R、G、B 的 3 个颜色通道进行分离,在每个通道分别使用 MSER 进行特征提取,并对特征区域进行筛选,从而找出感兴趣区域,其流程如图 6 所示.使用多通道和仅使用灰度图像提取 MSER 区域结果,如图 7 所示.

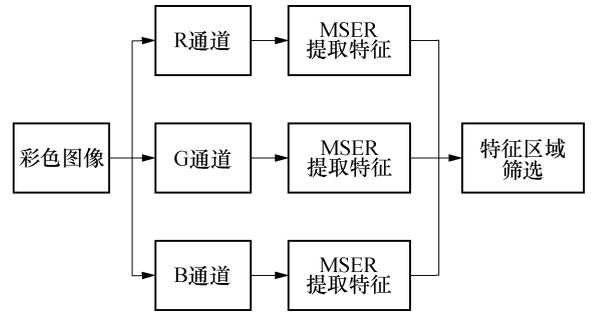
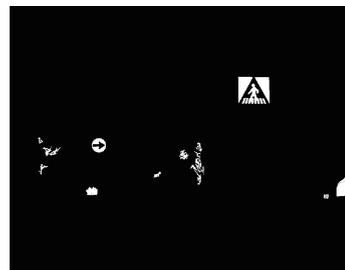


图 6 MSER 流程图

Fig. 6 Flow chart of MSER



(a) 原图



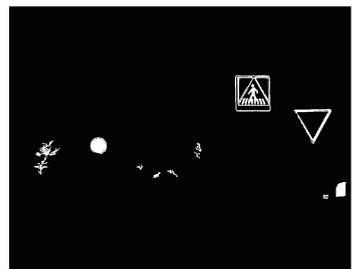
(b) MSER: 灰度图像



(c) MSER: R通道



(d) MSER: G通道



(e) MSER: B通道

图 7 多通道 MSER 和灰度图像 MSER 对比

Fig. 7 Comparison of multi channel's MSER regions and gray image's MSER regions

2 区域的形状判别、分割和融合

2.1 形状判别

交通标志大部分为圆形、三角形、正方形和八边形等,因此可以使用形状特性找出感兴趣区域.区域块 J_i 的宽高比 r_i , 占有率 o_i (像素点数与最大外界矩形面积比), 区域块像素点数 n_i , 宽 w_i , 高 h_i , 面积 a_i , 其中, r_i, o_i 为

$$r_i = w_i / h_i \quad (3)$$

$$o_i = n_i / a_i \quad (4)$$

其感兴趣交通标志区域形状特征见表 2.

表 2 形状限制条件

Tab.2 Limitations of the shape

特征	最小值	最大值
w_i	14	150
h_i	14	150
r_i	0.65	1.5
o_i	0.35	1.0
n_i	200	22 506

2.2 区域分割

对于设置在一起且颜色相近的交通标志, 由于其灰度值差别不是很大, 易出现粘连现象, 使得在交通标志识别过程中易产生错误(见图 8). 因此, 本文提出一种基于交通标志形状特征的分割算法. 对于面积较大、交通标志候选区域的宽高比 $0.4 < r_i < 0.65$ 的候选区域, 从此区域自下而上依次用下行的宽度减去上行的宽度 ($d_1 - d_2$), 当差的绝对值出现突变时则将此候选区域在产生突变处分割. 同理, 对

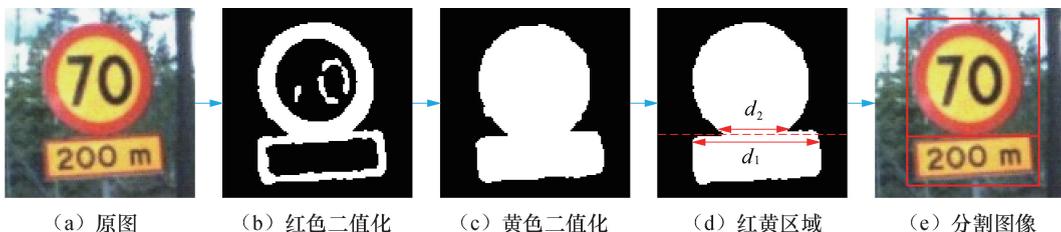


图 8 交通标志分割

Fig. 8 Traffic sign segmentations

2.4 基于 SVM 和 HOG 的交通标志识别

识别阶段是确定候选区域是否为交通标志并将其分为特定的类.

1) 方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradients, HOG) 特征首先被用于行人检测^[14], 表示图像中的梯度方向信息. HOG 特征本质上是梯度的统计信息, 交通标志具有特定的形状能够被梯度很好的描述, 因此, 在模型训练的时候使用 HOG 特征. 通过以下方法实现 HOG 特征的提取, 首先将图像分成很多小的区域, 称它们为元胞 (cell), 在实验

于宽高比 $1.5 < r_i < 2.2$ 的候选区域, 从右往左进行计算分割.

2.3 区域融合

对于那些区域块与区域块之间的颜色差异小且距离较近的区域, 将其进行融合, 从而分割出正确的感兴趣区域. 如图 9 所示, 人行横道交通标志分为 3 块区域. 为了能得到正确的交通标志区域, 采用区域融合算法, 通过判断两个区域块的相似度 (S) 和距离 (D) 决定是否需要融合.

融合算法具体步骤如下:

判断第 i 个区域块 J_i 是和其余的区域块 $J(1, 2, \dots, N)$ 之间的颜色相似度和距离. 遍历所有区域块;

FOR $j = 1:N$

IF $i \neq j$ AND $S(i, j) < Th_s$ AND $D(i, j) < Th_D$

THEN J_i 和 J_j 合并成一个区域块, 以此类推最终形成矩形区域.

OTHERWISE 两区域块不进行融合.

$S(i, j)$ 的计算方法与两区域颜色的欧氏距离 $D(i, j)$ 可由下式求

$$S(i, j) = \sqrt{(A(i) - A(j))^2} \quad (5)$$

$$D(i, j) = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2} \quad (6)$$

式中: $A(i), A(j)$ 分别为区域块 i, j 的 RGB 颜色平均值; X_i, X_j, Y_i, Y_j 分别为区域块 i, j 的重心横、纵坐标.

在本文所有实验中, 默认将 Th_s 设置为 0.45, Th_D 设置为 80 像素.

阶段将 8×8 像素作为一个元胞, 然后采集每个元胞中的梯度方向直方图, 在每个元胞中提取 9 个特征, 将这些直方图进行组合形成最终的特征描述子. 为了提高性能, 利用多个元胞组合形成一个块, 把 2×2 个元胞组成一个块, 最后将块中所有元胞进行对比度归一化. 为了得到相同维度的特征, 将所有训练样本变换为 64×64 像素.

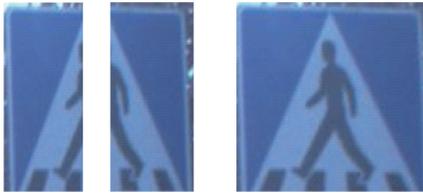
2) 支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 是一种监督式分类的方法, 它可以构造出将数据分为两类的超平面, 该超平面使得两侧的决策



(a) 原图



(b) 特征区域图



(c) 融合前分割

(d) 融合后分割

图 9 交通标志融合

Fig.9 Fusion of traffic sign

边界达到最大化的同时保证分类精度.在这里识别过程是确定候选区域是否是交通标志,所以可以抽象成两类数据分类问题:一类是非交通标志,一类是交通标志.本文支持向量机的实现使用的是 LibSVM^[15],它是一种支持向量机软件包,其优点在于操作简单、分类快和有效.

3 实验

3.1 实验数据库

1)瑞典交通标志数据库拍摄于瑞典的市内主要公路和高速公路,其交通实景图超过 20 000 张.其中 Set1 和 Set2 共 3 779 张图像,在这些图像中共有 49 类,大于 30×30 像素的交通标志共有 4 553 个.将 Set1 中 1 970 张图片中 2 417 个大于 15×15 的交通标志作为训练集.测试集使用 Set2 中的 1 809 张图片,其包含 1 136 个交通标志.

2)德国交通标志库^[16]中共有 900 张图片,包含三大类(禁令标志、警告标志、指示标志),共有 43 类.实验中将其分非训练集和测试集,为了得到更好的训练效果,将测试图片和训练图片的比例设为 1:2.在 300 张测试集中共有 296 个待检测目标.

3)西班牙库(Spanish Dataset)中有不同光照条件、不同路段的许多组图片.每组图像都有近千张图

片.为了验证算法的鲁棒性尽可能分析更多情况下的实验结果,抽取其中每组图片中的一些样本.抽取 313 张图片作为测试集,其中大于 30×30 的交通标志共 466 个,19 类^[17].

3.2 参数设置

根据最大 F-measure 值得到最优参数.在瑞典库中本文取 set1 中的图像进行实验,将图像分割成 100 块,根据较暗小块的占有率将图像的光照条件分成低、中和高三类.对于西班牙库和德国库其颜色差异不是太大,使用一组阈值.瑞典库的高、中和低阈值如表 3 所示.德国库及西班牙的阈值见表 4.

表 3 瑞典库多阈值

Tab. 3 Multi-threshold of the SWEDISH traffic sign dataset

光照条件	红色	黄色	蓝色
高	$r \geq 0.36 \& .g \leq 0.34$	$r + g \geq 0.66$	$b \geq 0.47$
中	$r \geq 0.37 \& .g \leq 0.34$	$r + g \geq 0.70$	$b \geq 0.50$
低	$r \geq 0.39 \& .g \leq 0.32$	$r + g \geq 0.75$	$b \geq 0.53$

表 4 德国库、西班牙库阈值

Tab. 4 Threshold of the GTSDB and SPANISN dataset

国家	红色	黄色	蓝色
德国	$r \geq 0.42 \& .g \leq 0.29$	$r + g \geq 0.76$	$b \geq 0.45$
西班牙	$r \geq 0.34 \& .g \leq 0.27$	$r + g \geq 0.74$	$b \geq 0.45$

3.3 5 种检测算法比较及分析

3.3.1 本文算法局部有效性验证分析

为了验证算法的有效性,随机选取瑞典库 set1 中的 800 张图片进行验证.其中包含交通标志 706 个.仅使用颜色对的方法对进行验证,使用一组光照条件中的单一阈值、多阈值、多阈值加区域分割和多阈值加区域融合的方法进行对比.其中单一阈值采用中等光照条件阈值,多阈值采用 3 组不同光照条件阈值,区域分割和区域融合均采用上文所述默认参数.使用召回率、准确率和 F-measure 对所用的算法进行比较分析,实验结果如表 5 所示.

表 5 部分实验结果

Tab. 5 Results of part experiments

评测指标	单一阈值	多阈值	多阈值+区域分割	多阈值+区域融合
标志总数	706	706	706	706
检测个数	462	533	552	554
漏检个数	244	173	154	152
误检个数	152	165	118	124
召回率/%	65.44	75.50	78.18	78.47
正确率/%	73.24	76.36	82.39	81.71
F-measure/%	70.00	75.93	80.23	80.05

由表 5 可以看出使用多阈值的算法比仅使用单一阈值的算法的 F-measure 高 5.93%;使用多阈值+区域分割算法的 F-measure 比仅使用多阈值高

4.3%;使用多阈值+区域融合算法的 F-measure 比仅使用多阈值高 4.12%。在不同的光照条件下交通标志颜色差异较大,使用不同的阈值可以更好的适应环境。对粘连的区域进行分割,并且将那些区域块与区域块之间的颜色差异小且距离较近的区域进行融合,这样使得分割出来的交通标志是一个完整的部分,漏检减少,F-measure 得以提高。

3.3.2 本文算法与其他算法比较分析

本文算法与基于图论的显著性检测法(SDA)^[18],基于形状的投票法(CVS)^[19],窗口法(Window)^[20],最大稳定极值区域法(MSERs)^[21]进行比较,对比算法均使用原文的所有参数,本文算法使用上文所述默认参数。

不同算法在不同数据库的检测检测结果如表 6、7、8 所示。每个评价结果中理想的数据用黑体标出。从表格中的数据可以看出本文基于颜色和最大极值稳定区域算法比其他算法具有更高的 F-measure 值。

表 6 在瑞典库中检测算法的实验结果

Tab.6 Experimental results of different detection algorithms on SWEDISH dataset

评测指标	SDA	CVS	Window	MSERs	本文算法
标志总数	1136	1136	1136	1136	1136
检测个数	914	887	989	938	1052
漏检个数	222	249	147	198	84
误检个数	39	1058	3948	35	121
召回率/%	80.46	78.08	87.06	82.57	92.61
正确率/%	95.91	45.60	20.03	96.40	89.68
F-measure/%	87.51	57.58	32.57	88.95	91.12

表 7 在德国库中检测算法的实验结果

Tab.7 Experimental results of different detection algorithms on GTSDb dataset

评测指标	SDA	CVS	Window	MSERs	本文算法
标志总数	296	296	296	296	296
检测个数	94	234	283	260	262
漏检个数	202	62	13	36	34
误检个数	15	132	288	231	72
召回率/%	31.76	79.05	95.61	87.84	88.51
正确率/%	86.23	63.93	49.56	52.95	78.44
F-measure/%	46.42	70.70	65.28	65.07	83.17

如在瑞典库、德国库和西班牙库中,本文算法 F-measure 值均高于 SDA 算法,分别为 5.41%、36.75%、13.98%;本文算法 F-measure 值均高于 CVS 算法,分别为 33.54%、12.47%、6.01%;本文算法 F-measure 值均高于 Windows 算法,分别为 58.55%、17.882%、12.43%;本文算法 F-measure 值均高于 MSERs 算法,分别为 2.17%、18.1%、6.39%。

与 Windows 算法相比,滑动窗口在整幅图中滑

动,误检个数较多。而本文算法在得到颜色对和最大稳定极值区域后使用形状特征进行判别,误检个数大幅减少。与 CVS 算法相比,当交通标志边缘模糊化,梯度变化不明显,区域稳定性差时,仅使用形状特征导致漏检个数较多,而本文算法使用最大稳定极值区域对对比度和光照条件变化方面具有较好的鲁棒性,因此使得此情况得以补充。与 MSERs 算法相比,本文算法使用 MSERs 的优点并补充使用颜色对,因此效果较 MSERs 好。与 SDA 算法相比,SDA 算法将图像四周的节点作为背景节点,所以无法区分出交通标志和复杂背景,而本文算法使用形状对特征区域进行分割、融合能将原本粘连在一起的交通标志进行切割,最终提高检测率。

表 8 在西班牙库中检测算法的实验结果

Tab.8 Experimental results of different detection algorithms on SPANISH dataset

评测指标	SDA	CVS	Window	MSERs	本文算法
标志总数	466	466	466	466	466
检测个数	287	378	442	398	450
漏检个数	179	88	24	68	16
误检个数	3	68	233	89	85
召回率/%	61.59	81.12	65.48	85.40	96.57
正确率/%	98.97	84.75	94.85	81.72	84.11
F-measure/%	75.93	82.90	77.48	83.52	89.91

3.4 交通标志识别实验验证

由表 7、8 可知,德国库和西班牙库的交通标志总数都较少,不适合用于 SVM 多分类。本文中将西班牙库、德国库和瑞典库的交通标志融合在一起进行训练,将其分为 51 类,共提取 4 369 张训练图片。在德国数据库识别正确率为 97.63%,西班牙库的所有识别结果均正确,瑞典库的识别率为 95.49%。图 10 中(a)(b)(c)分别为瑞典库、西班牙库和德国库的部分识别结果。对 3.1 节中 800 张正确检测的交通标志在不同检测算法下进行识别,识别结果单一阈值识别率 93.05%,多阈值识别率 93.26%,多阈值+区域分割识别率 94.82%,多阈值+区域融合识别率 94.73%。使用多阈值的识别率和仅使用单一阈值差不多,但使用多阈值加区域分割比多阈值高 1.56%,使用多阈值加区域融合算法的识别率比多阈值高 1.47%。可见,正确的分割交通标志及将交通标志的小块融合完整的一块有利于交通标志的正确识别。

本文在 2.93 GHz Intel Core Duo CPU E7500 设备上使用 Matlab R2014b 进行实验,每个交通标志数据库图片大小稍有不同,1280×960 像素左右,每张图片的检测时间 0.183 s 左右,识别时间 0.090 3 s 左右。

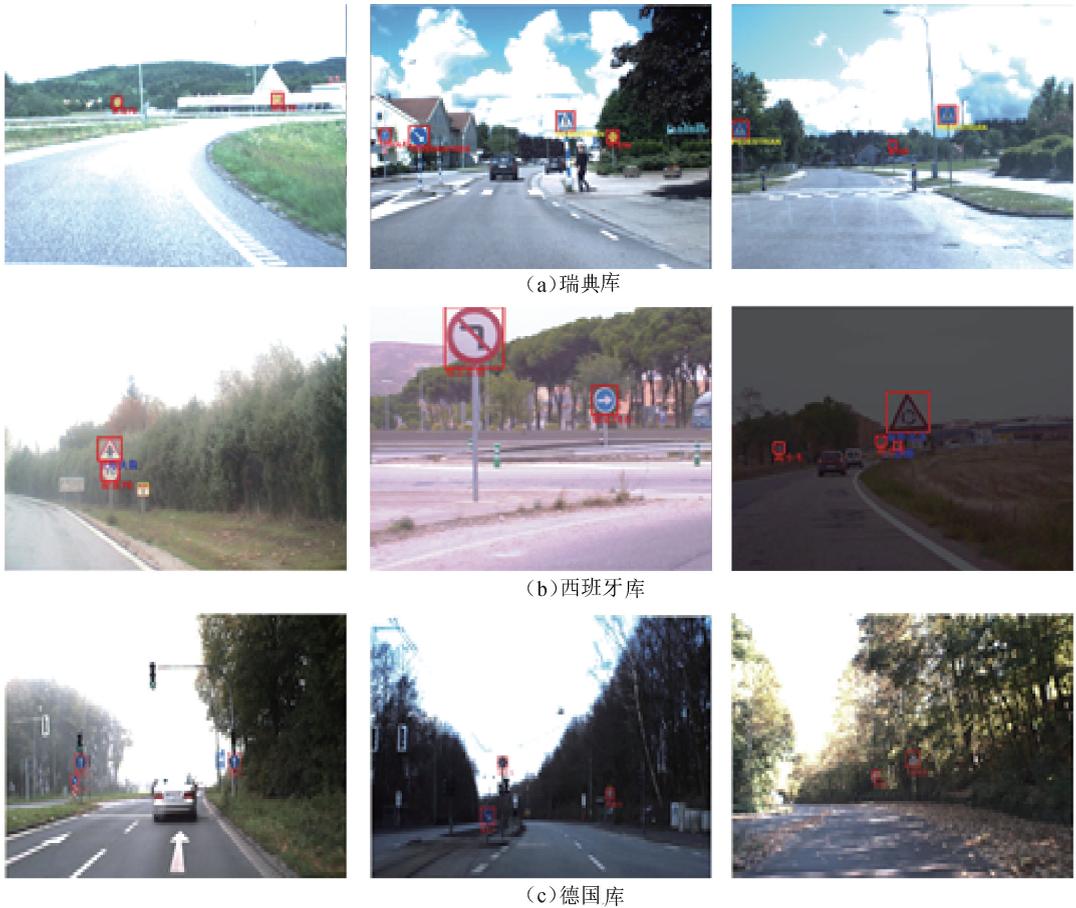


图 10 不同数据库的部分识别结果

Fig.10 Some of the traffic sign recognition results in different datasets

4 结论

1) 本文首先对待检测图片进行预处理,在 RGB 空间进行归一化.在不同的光照条件下使用不同的颜色阈值.使用颜色对和 MSER 进行特征提取,使用形状特征判别、分割和融合.其中对 RGB 空间进行归一化,消除光照和阴影的影响.2) 使用不同的颜色阈值使得其更适合于检测环境,降低漏检率.颜色对和 MSER 相互补充,使得颜色特征不明显而对比度较大的交通标志区域可以被后续检测识别.3) 使用形状进行判别,对提取出的特征区域进行形状判别,找出感兴趣区域提高检测识别效率.采用本文算法对一些粘连的交通标志进行分割,对一些遮挡的交通标志进行融合,复杂情况下模糊、粘连、遮挡和光照等问题得到很好的解决.

但是本文的阈值仅对特定的瑞典库、德国库和西班牙库使用,在检测识别不同交通标志库时需重新进行实验得到不同的参数,才能达到较好的检测效果.对于曝光较严重、对比度太低的图片尽管采用了不同的阈值也无法达到较好的检测效果,需要进一步的研究.

参考文献 (References):

- [1] GAO X W, PODLADCHIKOVA L, SHAPOSHN D, et al. Recognition of traffic signs based on their colour and shape features extracted using human vision models[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2006, 17 (4): 675-685.
- [2] BASCON S M, ARROYO S L, JIMÉNEZ P G. Road-sign detection and recognition based on support vector machines [J]. IEEE Trans Intelligent Transportation Systems, 2007, 8(2): 264-278.
- [3] BASCON S M, RODRIGUEZ J A, ARROYO S L, et al. An optimization on pictogram identification for the road-sign recognition task using SVMS [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2010, 114: 373-383.
- [4] HOSSAIN M, HASAN M, ALI M, et al. Automatic detection and recognition of traffic signs [C]// Proc RAM, 2010: 286-291.
- [5] ESCALERA D L, ARMINGOL J M, PASTOR J M, et al. Visual sign information extraction and identification by deformable models for intelligent vehicles [J]. IEEE Trans Intelligent Transportation Systems, 2004, 5(2): 57-68.

- [6] JIMÉNEZ P G, BASCÓN S M, MORENO H G, et al. Traffic sign shape classification and localization based on the normalized FFT of the signature of blobs and 2D homographies[J]. *Signal Processing*, 2008, 88(12):2943–2955.
- [7] RUTA A, LI Y, LIU X H. Robust class similarity measure for traffic sign recognition[J]. *IEEE Trans Intelligent Transportation Systems*, 2010, 11(4): 846–855.
- [8] BARÓ X, ESCALERA S, VITRIÀ J. Traffic sign recognition using evolutionary adaboost detection and forest-ecoc classification[J]. *IEEE Trans Intelligent Transportation Systems*, 2009, 10(1):113–126.
- [9] IHARA A, FUJIYOSHI H. Improvement in the accuracy of matching by different feature sub-spaces in traffic sign recognition[J]. *IEEE Trans on Electronics, Information and Systems*, 2009, 129(5): 893–900.
- [10] GU Y, YENDO T, TEHRANI M P, et al. A new vision system for traffic sign recognition[C]// *Intelligent Vehicles Symposium*, 2010:7–12.
- [11] OHGUSHI K, HAMADA N. Traffic sign recognition by bags of features[C]// *Proc TENCON*, 2009:1–6.
- [12] CREUSEN I, WIJNHOFEN R, HERBSCHLEB E. Color exploitation in HOG-based traffic sign detection [C]// *Proc ICIP*, 2010: 2669–2672.
- [13] MATAS J, CHUM O, URBAN M, et al. Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions [J]. *Image & Vision Computing*, 2004, 22(10):761–767.
- [14] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]//*IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, 1: 886–893.
- [15] CHANG C, LINC J, LIBSV M; a library for support vector machines[C]//*ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011:1–27.
- [16] NAMORA F D D, SHEHAB M, KHALIFE R, et al. The German traffic sign recognition benchmark: a multi-class classification competition [C]//*International Joint Conference on Neural Networks*, 2011:1453–1460.
- [17] GÓMEZ-MORENO H, MALDONADO-BASCÓN S, GIL-JIMÉNEZ P, et al. Goal evaluation of segmentation algorithms for traffic sign recognition [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2010, 11(4): 917–930.
- [18] YANG C, ZHANG L, LU H, et al. Saliency detection via graph-based manifold ranking[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013:3166–3173.
- [19] HOUBEN S. A single target voting scheme for traffic sign detection[C]//*IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2011:124–129.
- [20] ZAKLOUTA F, STANCIULESCU B. Warning traffic sign recognition using a HOG-based Kd tree[C]//*Intelligent Vehicles Symposium*, 2011: 1019–1024.
- [21] GREENHALGH J, MIRMEHDI M. Real-time detection and recognition of road traffic signs[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, 13(4): 1498–1506.