

DOI: 10.13382/j.jemi.2018.05.014

基于感兴趣区域提取与双过滤器的交通标志检测算法^{*}

曹再辉^{1 2} 施进发³ 孙建华^{1 2} 宗思生^{1 2}

(1. 郑州航空工业管理学院 郑州 450015; 2. 航空经济发展河南省协同创新中心 郑州 450015;
3. 华北水利水电大学 郑州 450045)

摘要: 为了解决当前交通标志检测(TSD)技术因各种复杂因素的干扰,导致其难以有效对交通标志进行正确检测,以及鲁棒性较弱等不足,设计了一种基于感兴趣区域提取与双过滤器的交通标志检测算法。首先,为了降低环境干扰,对输入图像进行预处理,以增强每个标志的主颜色。其次,为提高对感兴趣区域提取能力,定义了基于最大稳定极值区域(MSER)与波动方程(WE)的感兴趣区域(ROI)检测器,通过ROI检测器选取候选区域。然后,引入有效的方向梯度直方图(HOG)描述符作为交通标志检测特征,并利用支持向量机(SVM)进行分类,将其划分为交通标志或背景。最后,利用上下文感知过滤器与交通灯过滤器进一步识别伪交通标志,提高检测精度。在German交通标志数据库(GTSDB)中对常见的指示性、禁止性和危险性的3种交通标志进行测试,结果表明,与当前交通标志识别技术相比,所提算法对交通标志检测具有更高的检测正确率与鲁棒性。

关键词: 感兴趣区域; 交通标志检测; 最大稳定极值区域; 波动方程; 上下文感知过滤器

中图分类号: TP391.41; TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Traffic sign detection algorithm based on region of interest extraction and double filter

Cao Zaihui^{1 2} Shi Jinfa³ Sun Jianhua^{1 2} Zong Sisheng^{1 2}

(1. Zhengzhou University of Aeronautics Industry Management, Zhengzhou 450015, China;
2. Aviation Economic Development Henan province Collaborative Innovation Center, Zhengzhou 450015, China;
3. North China Water Conservancy and Hydropower University, Zhengzhou 450045, China)

Abstract: In view of the complex environmental impact on traffic sign detection, it was difficult to detect the traffic signs correctly, and the robustness was weak, a traffic sign detection scheme based on the extraction of region of interest(ROI) and coupling dual filter was designed. Firstly, to reduce the environmental interference, the input image was pretreated to further enhance the main color of each logo. Secondly, to improve the extraction ability of regions of interest, a complementary maximally stable extremal regions(MSER) and wave equation(WE) ROI detector were defined, the candidate regions were selected by ROI detector. Then, the introduction of effective histogram of oriented gradient(HOG) as a traffic sign detection feature descriptor, and the use of support vector machine(SVM) are classified into traffic signs or background. Finally, through the context aware filter and traffic light filter to further clarify the pseudo traffic signs, the detection accuracy is improved. Through the test of three kinds of traffic signs which are indicative, prohibitive, and dangerous in GTSDB database, the results show that the proposed algorithm has excellent accuracy and robustness for traffic sign detection.

Keywords: region of interest(ROI); traffic sign detection(TSD); maximally stable extremal regions(MSER); wave equation(WE); context aware filter

收稿日期: 2017-11 Received Date: 2017-11

^{*} 基金项目: 国家自然科学基金(71371172)、河南省科技攻关项目(172102210523)、河南省高等学校重点科研项目计划(18A520051)、国家航空科学基金(2012ZG55023)、郑州航院青年基金(2016143001)资助项目

0 引言

交通标志检测(traffic sign detection, TSD)是智能交通系统中的关键内容,在移动道路测量系统(mobile mapping systems, MMS)受到广泛关注,在位置感知的移动应用程序、应急响应计划、自动驾驶汽车、道路制图与设施管理等众多领域得到了应用^[1-2]。由于 GPS 和惯性信息的存在,收集的数据很容易记录,而不需要复杂且昂贵的后处理操作,在 MMS 数据自动分析中, TSD 起着关键的作用,成为一个当前国内外学者的研究热点^[3]。虽然交通标志一般具有简单的形状(圆形、三角形、矩形),已知的颜色(红、蓝、黄、白、黑),但在不受控制的环境与运动中,往往存在模糊、噪声、曝光不足等影响,导致了计算机视觉算法在捕获交通标志中面临巨大挑战^[4]。

一般而言, TSD 包括两个步骤:交通标志检测和交通标志分类。在检测中,关键是确定包含交通标志的图像区域(包围盒)。而分类的目的是根据封闭的交通标志对包围盒进行标记。近年来,国内外学者研究出了一系列的交通标志检测算法,如 Loy 等人^[5]定义了一种通过形状的交通标志检测方案。通过形状的对称性与边缘方向,利用多边形匹配技术确定形状的中点。该算法在简单的交通环境中取得了较好的效果,但是,当交通环境比较复杂,形状结构较多时,检测准确率受到很大影响。缪小冬等人^[6]设计了一种视觉对抗性的交通标志检测技术,通过在图像的对抗性空间中采用 Gauss 金字塔中分解,利用中心周围差技术,增强标志的颜色特征。再对图像水平与竖直方向投射,提取显著区域,完成对交通标志的识别。该方法对简单场景中的交通标志检测效果良好,但在曝光不足、模糊以及复杂的背景中,基于颜色特征的显著区域捕捉能力不足,无法有效检测出正确的交通标志。Woong 等人^[7]定义了一种显著性对象检测技术,利用颜色与边缘为对象的显著性特征,通过多尺度金字塔分解法进行提取。但是在复杂场景中,边缘特征对复杂背景的特征提取效果不佳,鲁棒性低,算法效率不高。

针对上述单纯的基于颜色或者基于形状的兴趣区域(region of interest, ROI)在各种复杂的户外场景(模糊、噪声、曝光不足)中出现的特征提取能力不足的问题,本文设计了一种新的交通标志感兴趣区域提取与双过滤器的检测算法。为了提高 ROI 提取能力,分别利用最大稳定极值区域(maximally stable extremal regions, MSER)与波动方程(wave equation, WE)对交通标志的颜色与形状特征提取,从而结合了颜色与形状特征的互补性,准确获取了交通标志的候选区域。为了提取交通标志的检测特

征,引入了具有良好的几何与光学不变性的方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)描述符作为交通标志检测特征,并利用支持向量机(SVM)进行分类。此外,为了进一步降低误检率,嵌入了上下文感知过滤器与交通过滤器进行优化。上下文感知过滤器能根据标志的大小与其在图像中的位置关系,丢弃那些不太可能对应于交通标志的区域。交通灯过滤器是检查交通灯的区域是否被错误地划分为交通标志。最后,在 German 交通标志数据库(GTSDB)中验证提出方案的检测性能。

1 ROI 提取

1.1 MSER

针对各种不同形状的图像区域,对区域的旋转和尺寸归一化,并引入 MSER^[8]来准确定位感兴趣区域。MSER 具有尺度和旋转不变性,即便是经历相似仿射变换,它仍可被重复检测出来,其广泛应用于区域检测。它是在灰度图像中通过阈值进行二值化运算,阈值逐渐增加,类似于分水岭中水面上升,较矮的部分被掩盖,得到了陆地与水面两个区域,形成了二值图像。在二值图像中,可能一些区域的变化较小,甚至无变化,则该区域被定义为 MSER^[9],可表示为:

$$q(i) = \frac{|Q_{i+\Delta} - Q_{i-\Delta}|}{|Q_i|} \quad (1)$$

式中: Q_i 为阈值是 i 时的区域; Δ 为阈值变化量; $q(i)$ 表示阈值 i 区域 Q_i 的变化率。当 $q(i)$ 处于局部极小值时,那么 Q_i 为最大稳定极值区域。需要注意的是,式(1)只能检测黑色区域,无法对白色区域检测。因此,为了检测白色区域,需对原图进行反处理,再完成从 0~255 的二值化操作。这两种操作定义为 MSER+ 和 MSER-。

1.2 WE 方程

WE 方程是一种偏微分方程^[10],对于 x 与 t 的标量函数 u , μ 表示不同点偏离平衡点的位移,需满足如下:

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = c^2 \nabla^2 u \quad (2)$$

式中: c 为一个固定常数,表示波速。

在实际生活中,通常将波速定义为可随波的频率变化的量。此时, c 用波的相对速度替代,对应于真实物理中的色散现象。考虑波速随振幅的变化,改进后的方程得到了一个非线性 WE,表示如下:

$$\frac{\partial^2 u}{\partial t^2} = c(u)^2 \nabla^2 u \quad (3)$$

物体中的波通常与其他运动会重叠一起,此时, u 中含有一个马赫因子,即与流动方向一致的运动的波为正;而反方向运动为负。

2 本文交通标志检测算法

传统的交通标志检测算法大多采用 Hough 变换或者滑动窗口检测器从数据中学习不同的线索。本文受文献[11]中启发,将 ROI 提取引入到交通标志识别系统中,利用 MSER 与 WE 作为检测方法。滑动窗口法需要级联分类器以可接受的帧速率进行检测,其中层次结构中的第一级分类器丢弃背景区域,但其效率较慢,且分类器只分析候选区域的一个子集。如果一个交通标志被更高级的分类器丢弃,则它就不能被下一级分类器恢复。为此,本文设计了一种新的交通标志检测算法,其过程如图1所示。在本文方案中,通过2种具有互补的兴趣区域 MSER 与 WE 测量。在提取图像的 ROI 时,通过 MSER 算法显示标志的颜色特征。利用基于波动方程的探测器来提取形状特征。为了降低干扰,首先对输入图像进行预处理,以进一步增强每个标志的主颜色,弥补户外图像中常见的曝光不足的现象。其次,通过感兴趣区域检测器提供的候选区域。利用 HOG 描述符作为交通标志检测特征,并引入 SVM 对特征进行分类。最后,通过上下文感知过滤器与交通灯过滤器进一步清除假阳性,提高检测精度。上下文感知过滤器根据大小和它们在图像中的位置之间的关系,丢弃那些不太可能对应于交通标志的区域。



图1 本文算法的检测过程

Fig.1 The detection process of the algorithm in this paper

2.1 预处理

由于道路场景易受到环境条件(光照、移动、阴影)影响较大,因此,为了降低环境对检测的影响,首先对图像进行预处理,增强交通标志区域和淡化背景。预处理步骤如下:首先,将线性对比度拉伸分别应用到 RGB 三通道(3CH-CS)以应对曝光不足或过度的图像。然后,通过增强所需信号的信道 C (在指示性标志情况下为蓝色,

否则为红色)获得将要馈送到感兴趣区域提取器的单通道图像。为此,本文定义了两种增强方法,第1种是 RGB 正则化,表示为:

$$C' = \frac{C}{R + G + B}, C \in \{R, B\} \quad (4)$$

在危险和警告标志的情况下,红色通道增强表示为:

$$R' = \max\left(0, \frac{\min(R - B, R - G)}{R + G + B}\right) \quad (5)$$

对于指示性标志,蓝色通道的增强表示为:

$$B' = \max\left(0, \frac{B - R}{R + G + B}\right) \quad (6)$$

根据式(5)与(6)可知,式(6)中的增强与式(5)中不同,其是式(5)的精确对偶。事实上,在非常黑暗或明亮的指示性标志下,蓝色和绿色的通道往往具有相似值,并相互抵消。最后,进一步通过对比度拉伸来产生一个通道的图像(1CH-CS)。

2.2 ROI 提取

交通标志检测的两个主要线索为颜色与形状,通过单一的颜色或者形状特征往往提取能力较弱,对此,本文结合颜色与形状 ROI 提取探测器,提高对 ROI 的检测能力。采用的颜色与形状 ROI 提取方法为 MSER 探测器与 WE 检测器。其中,MSER 可有效检测近似均匀灰度与任意形状的对比度区域。因此,可瞄准交通标志内的均匀分布的彩色区域。通过对每一帧的可能的阈值级别的 MSER 进行二值化,然后分析每层的连接区域,通过选择几个阈值作为 MSER 来保持连接区域。因此,可以在明亮的背景下区分暗连接区域(MSER+)或者在暗的背景下区分亮的连接区域(MSER-)。WE 是一种检测尺度空间图像在不同尺度的对称区域时空极值,这是获得在连续的时间步长的波动偏微分方程的解。通过分析得到的灰度图像,给出了初始条件,用近似吸收边界条件来限制行波间的杂散干扰。根据波动方程,使图像进化为如圆形或正方形等对称结构的边缘,从而将达到对称中心的相位,从而产生尖锐的极值。因此,WE 特别适合探测圆形交通标志。与 MSER 类似,在暗背景的最小亮度的对称结构为 WE-,反之,则为 WE+。

对于危险或者禁止性标志,从预处理图像的红色通道中提取 MSER+与 WE+区域,以便更好地发现标志的红色边界。同理,从预处理后的图像中提取 MSER-与 WE-区域,从而检测出白色内部。然而,标志的白色部分是难以分割成均匀的颜色,包括原始图像转换为白色内部的 MSER-区域。对于指示性标志,从预处理图像的蓝色通道中提取 MSER-与 WE-区域,从而检测标志内均匀的蓝色区域。对于寻找禁止或危险标志内部的 MSER-与 WE-区域进行重新调整;当估计实际标志尺寸过于保守时,同样需要对 MSER+与 WE+区域调整。

为了降低漏检现象,本文定义一种自适应调整方法,步骤如下:

1) 提取区域。

2) 保留与真实区域重叠部分高于阈值,且不大于相应的真实区域,MSER+与WE+的重叠部分为0.8,可关联整个标志,标志的白色内部区域为0.4。

3) 通过计算区域的新高度 h' 建立回归仿射缩放模型:

$$h' = mh + q \quad (7)$$

在运行时,根据回归映射重新调整区域的宽度和高度,表示为:

$$h' = mh + q, w' = mw + q \quad (8)$$

2.3 基于HOG与SVM分类

根据上一步中检测到的候选区域,计算HOG特征^[12],利用HOG来提取分类特征。预处理的灰度图像能更好地突出标志内均匀颜色区域的形状,而对于输入的彩色图像,每个像素使用的梯度是每个通道上的最大幅度的梯度,其同时考虑了形状和颜色的提示。在本文中,分别对彩色图像与预处理图像进行HOG提取,两个输入图像对不同的干扰均具有一定的鲁棒性。

考虑一个正方形区域,将每个区域的大小设置为 64×64 ,由 16×16 的块组成,且每个子块由像素大小为 8×8 单元格形成,最终得到了一个3136维度的特征向量。

尽管HOG对不同的光照有较好鲁棒性,但是在GTSDB中的一些交通标志受到了巨大的几何扭曲,因此在提取HOG之前,对检测到的图像执行一个光照补偿过程:首先,计算直方图值 $V = \max(R, G, B)$,然后,通过绘制直方图中值 V^* 的分段线性函数对每个通道进行变换。如图2所示,直方图中 y 轴的中值为128,并通过两条直线连接起点到终点。通过分段线性函数可确保曝光不足或过量的区域在距离的中点附近更均匀地分配其质量,从而获得更适合后续阶段分类的新图像。从图2中看出,通过光照补偿后,图像的视觉质量更佳。最后,根据从补偿的图像中提取出的HOG,利用SVM^[13]将图像划分为交通标志的感兴趣目标或背景。

2.4 基于上下文感知的过滤器

通过2.3节确定的交通标志区域后,为了降低误检测,进一步提高检测精度。通过基于上下文信息执行空间约束,引入上下文感知过滤器^[14]。在正常情况下,城市环境中的交通标志出现具有固定的位置,一般不会太靠近地面或太高于地平线。更具体地说,可依赖于两个主要线索:图像中交通标志的尺寸和高度。这两个线索之间有很强的相关性,即标志的尺寸越小,它的高度就越接近于当前图像框中的地平线,同一类的路标具有相同大小。因此,当尺寸变小时,交通标志高度趋向于有限的

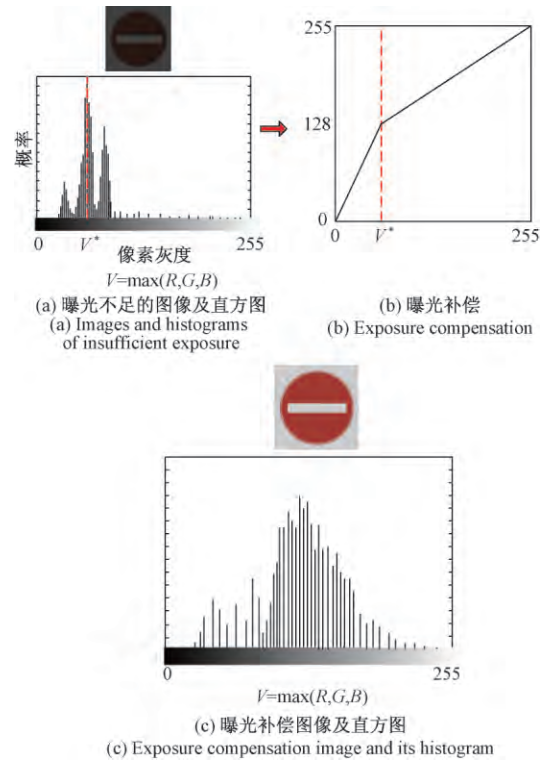


图2 曝光补偿

Fig. 2 Exposure compensation

范围,投影到图像平面上的一个较小的投影意味着该标志在物理上远离车辆。当它的尺寸增大时,沿着垂直图像的可能位置更趋向于变化,因而不易预测。

设 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 为 n 个区域的集 B 中四个角落的元素 $b_i \in B$ 分别定义为 $b_i^t, b_i^r, b_i^l, b_i^b$,其中 t, b, l, r 为上、下、左、右4个方位。为了计算交通标志中区域 b_i 的高度 $h(b_i)$,选择其封闭区域左上角的垂直坐标与图像行数 H 进行归一化处理:

$$h(b_i) = \frac{y(b_i^t)}{H} \quad (9)$$

式中: H 为图像行数; $y(b_i^t)$ 为左上角坐标。对于其尺寸 r ,其计算定义如下:

$$r(b_i) = \frac{y(b_i^b) - y(b_i^t)}{r_{\max} - r_{\min}} \quad (10)$$

式中: r_{\max}, r_{\min} 分别为最大、最小尺寸; $y(b_i^b), y(b_i^t)$ 分别为左上角坐标与底部坐标。通过式(9)与(10)的归一化计算,是参数 h 与 r 的范围处于 $[0, 1]$ 。图3所示为从真实区域中提取 h 与 r 的说明, h 为标志距离图像顶部的高度, r 为标志所在区域的大小。

本文的目标是定义一个分类问题,根据上下文将真正的交通标志和假阳性分开。由于负样本对实际分类方法的依赖性,很难对负样本进行建模。因此,本文依赖于



图3 基于上下文感知的区域检测

Fig.3 Region detection based on context aware

生成分类器,用参数模型来解释从训练数据中学习的正样本(即真实的交通标志)。

该思想是通过一个参数化模型来学习 h 与 r 之间的关系,一组高斯分布参数的归一化值 r 为表示其可能大小,每个高斯模型给出了给定 r 的标准高度值 h 的概率分布,包围盒 Γ 表示一个交通标志,定义如下:

$$p(h|r, \Gamma) \sim \mathcal{N}(\mu(r), \sigma(r)) \quad (11)$$

式中: μ, σ 分别为均值与方差。反过来,提出了一种模型参数 $\Theta = \{\mu(r), \sigma(r)\}$, 并从训练数据中估计该模型。为了进行稳健的参数估计,假定估计分布的均值与标准偏差遵循自变量的参数律,定义如下:

$$\mu(r) = a_\mu \cdot r + b_\mu \quad (12)$$

$$\sigma(r) = a_\sigma \cdot r^2 + b_\sigma \cdot r + c_\sigma \quad (13)$$

假设 r 与 $\mu(r)$ 成线性关系, $\sigma(r)$ 为二次关系。使用线性模型参数不会改变对 GTSDb 的显著结果。因此,参数集 Θ 的设置包括参数模型系数的 Gaussian 均值与标准偏差, $\Theta = \{a_\mu, b_\mu, a_\sigma, b_\sigma, c_\sigma\}$ 。给定的整个训练 (r, h) , 可利用最小二乘法来估计这 5 个参数。考虑到 (r, h) 对 r 所跨域的非均匀分布,采用加权最小二乘估计,使得系数估计过程不受离群值的影响。

2.5 交通灯过滤器

由于城市交通灯的形状、位置和亮度常常与某些交通标志相似,所以交通信号灯在城市图像中的存在对交通标志检测的影响较大。对此,本文设计了一个特定的方法,降低由于交通灯被误识别为交通标志。在提出的交通过滤器中,首先,每个 ROI 都以一个交通灯为中心。其次,假设所有的交通灯都是由 3 个灯组成的,其中大多数灯在某一瞬间转换。第一阶段的目标是检测当前以 ROI 为中心的灯的最可能状态,通过对 ROI 中的圆内像素的平均红、绿、蓝值来实现对在红色、黄色、绿色和关闭的判断。通过灯的状态及其大小(由当前 ROI 的大小表

示),从而定义交通灯和剩余灯相对于当前 ROI 的相对位置。然后,确定 6 个额外的辅助 ROI,如图 4 所示, $ROI_{ref} \sim ROI_{in}$ 是以交通灯中两个关闭的灯为中心,并根据第一阶段确定的红绿灯状态进行定位。由于交通灯的大小和倾斜角度只能从当前 ROI 尺寸近似确定。因此,第一个关闭灯(例如 ROI_{ref}) 是根据中央灯的大小和状态来定位的,然后,定义了一个以 ROI_{in} 为中心的小的搜索区域。 ROI_{ref} 作为一个模板:通过最小化在这个搜索区域和模板之间的所有大小相等的补丁之间的欧氏距离 δ 来优化 ROI_{in} 位置。除了 ROI_{ref}, ROI_{in} 外,在交通灯之外还有 4 个位置(上、下、左、右),分别对应为 $ROI_l, ROI_r, ROI_u, ROI_d$ 。定义了测试 ROI 中是否包含交通信号灯的条件,表示如下:

$$\frac{\delta(ROI_{ref}, ROI_{in})}{\min_{i \in \{l, r, u, d\}} \delta(ROI_{ref}, ROI_{in})} < \tau_\delta \quad (14)$$

式中: τ_δ 为阈值。外部的 4 个感兴趣区具有双重性。一方面,可在不同的照明条件下的自适应比较,从而调整内部区域之间的距离。另一方面,如果输入 ROI 位于实际标志上, ROI_{ref}, ROI_{in} 具有相同的背景,其相对距离较小。如果外部 ROI 处于相同的背景,那么 ROI_{in} 增强,这使得人们能够在不同的背景条件下,从交通信号灯中辨别出真正的交通标志。通过内部与外部 ROI 的相对距离,根据图像的光度条件对整个交通灯检测进行归一化。



图4 交通灯的检测

Fig.4 Detection of traffic lights

为了提高滤波器的鲁棒性,使 ROI 被准确划分为交通灯,需要满足一定的约束条件。 ROI_{ref}, ROI_{in} 区域内像素的均值与方差小于设定的阈值,表示如下:

$$\begin{aligned} \mu(ROI_{ref}) &< \tau_\mu, \mu(ROI_{in}) < \tau_\mu \\ \sigma(ROI_{ref}) &< \sigma_\mu, \sigma(ROI_{in}) < \sigma_\mu \end{aligned} \quad (15)$$

3 实验与讨论

为验证本文算法的检测性能,在公开的 GTSDb 图像库中进行测试。为了显示本文方案的先进性,同时与当前流行的 3 种检测方法对比:文献[5-7]。测试环境为 Intel i5-4200 3.5 GHz CPU 8 GB 内存,Windows 7 系统。

GTSDb 数据库^[15]中主要由 43 种不同标志组成,分成禁止性、危险性、指示性 3 大类。每种大类有一些规则的特性:禁止性标志是白色底色的圆形;危险性标志是白色底色的三角形;指示性标志是蓝色底色的圆形。实验过程中随机选择 200 训练图像,100 张评估图像。GTSDb 中的交通标志具有各种复杂的场景,如光照变化、阴影、模糊等情况,很好地模拟了现实中的环境条件,因此,此数据库常常用于模拟交通标志的检测。通过多次试验得出了实验的最优参数为 $V^* = 128$, HOG 检测窗口为 64×64 ; 块大小为 16×16 ; 单元格为 8×8 ; $\tau_0 = 0.06$ 。

本文算法对 GTSDb 中检测的部分结果如图 5 所示。检测出的交通标志通过红色框标记出来。在检测结果中,

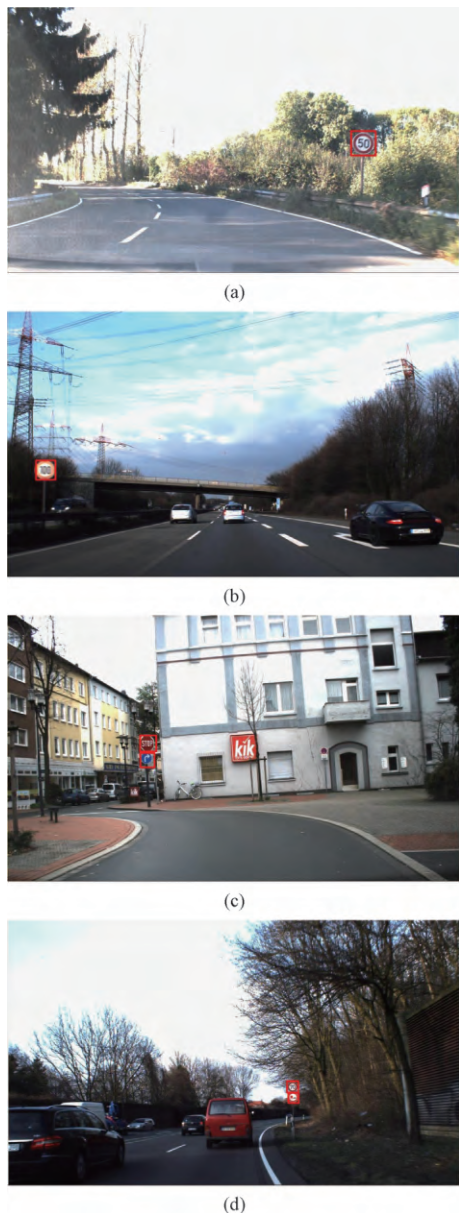


图 5 GTSDb 数据库检测结果

Fig. 5 GTSDb database test results

对于图 5 中出现了光照变化(图 5(a))、运动模糊(图 5(b))、多标志(图 5(c))及分辨率低(图 5(d))等条件,所提检测方案均可较好的定位交通标志区域,准确标记其位于图中的位置。说明了本文算法具有良好的交通标志检测精度与鲁棒性,能够适应各种复杂的户外环境。此外,对 GTSDb 数据库中测试的结果统计 3 大类交通标志(危险性、禁止性、指示性)的查准率(Precision)与召回率(Recall)结果如图 6 所示。依据图 6 中看出,本文方案对危险性、禁止性、指示性标志具有较高的正确检测率,同时保证了较低的漏检率。这表明所提交通标志检测方案可为道路自动识别系统提供良好的基础,更加准确保障了标志的识别与理解。

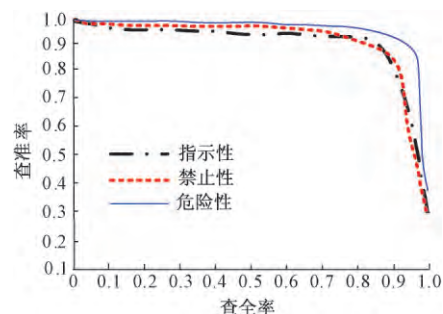


图 6 Precision-Recall 曲线

Fig. 6 The curves of Precision-Recall

为了显示提出方案的先进性,选取当前流行的文献[5-7]作为对照。在相同的条件下,利用本文方案与对照组方案在 GTSDb 数据库进行测试,测试对象为 1360×800 的 PPM 图像。不同检测方法在简单场景中得到的结果如图 7 所示。不同检测技术在复杂场景中得到的结果如图 8 所示。从图 7 看出,在简单交通标志场景中,4 种算法都可准确识别出交通标志,且正确率较高。从图 8 的看出,在各种光照、阴影、曝光过度、多标志、交通灯等复杂环境中,本文算法能准确地检测场景中的交通标志,克服图像中曝光过度、阴影等干扰,通过过滤了交通灯的影响。在图 8(a)~(c)中,出现了对交通标志漏检现象,且将非交通标志的指示灯误检为交通标志,具体如图中红色框显示区域。从图 7、8 实验结果得知,本文方案对交通标志的检测效果最优,能够在各种环境中准确定位标志区域,适应性较广,鲁棒性能强。原因是本文先对图像预处理,增强每个标志的主颜色。另外,设计了对颜色与形状的两个感兴趣区域探测器,结合了颜色与形状的互补信息,提高了对标志区域的检测能力。利用著名的 HOG 与 SVM 算子作为特征检测与分类。为了进一步降低误检与漏检,嵌入了通过上下文感知过滤器与交通灯过滤器,从而提高对交通标志的检测精度。而 3 种对照组方案只采用了单一的颜色或形状对感兴趣区域进

行检测,对特征的提取能力不足,特别是在复杂环境中难以有效正确检测出交通标志,易出现漏检与误检现象。



(a) 文献[5]算法
(a) The algorithm in reference [5]



(b) 文献[6]算法
(b) The algorithm in reference [6]



(c) 文献[7]算法
(c) The algorithm in reference [7]



(d) 本文算法
(d) The algorithm in this paper

图 7 简单场景的检测结果

Fig. 7 Detection results of simple scenes

在 GTSDb 中利用 4 种交通标志检测方案统计的 Precision-Recall 曲线如图 9 所示。从图 9 中看出,本文算法的曲线表现良好,算法的稳定性优异,能够适应户外场景中交通标志检测的要求。主要是本文方案结合了颜色与形状的感兴趣区域提取,再通过双过滤器消除伪标志区域与交通灯等干扰,提高了算法的



(a) 文献[5]算法
(a) The algorithm in reference [5]



(b) 文献[6]算法
(b) The algorithm in reference [6]



(c) 文献[7]算法
(c) The algorithm in reference [7]



(d) 本文算法
(d) The algorithm in this paper

图 8 复杂场景检测结果

Fig. 8 Detection results of complex scenes

鲁棒性。

为了全面反映算法的性能,在 GTSDb 中对算法运行时间统计,结果如表 1 所示。从表 1 看出,本文算法平均消耗时间为 0.68 s,与其他算法效率相当,能够满足实时性要求。根据以上实验得出,本文交通标志检测方案定位精度高,能够适应各种光照、阴影、模糊等环境下检测要求,且具有较强的鲁棒性强与良好的实时性。

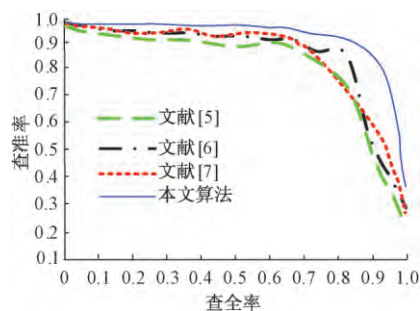


图 9 不同算法的 Precision-Recall

Fig. 9 The curves of Precision-Recall under different algorithms

表 1 平均检测时间

Table 1 Average detection time

算法名称	时间/s
文献[5]	0.56
文献[6]	0.63
文献[7]	1.14
本文算法	0.68

4 结 论

本文设计了一种 ROI 提取与双过滤器的交通标志检测方案。基于对交通标志的感兴趣区域检测,定义了一种新的 ROI 检测器,该检测器由 MSER 与 WE 组成,有效结合了颜色与形状信息,提高了对交通标志的 ROI 提取能力。为了降低户外环境中各种光照、曝光、阴影、模糊等干扰,首先需要对图像预处理,以增强交通标志区域和弱化背景。利用 MSER 与 WE 对交通标志的 ROI 提取,得到了标志的候选区域,再联合 HOG 与 SVM 方法,提取候选区域的特征并进行分类,确定真正的交通标志区域,为了进一步提高检测精度,嵌入了上下文感知过滤器与交通灯过滤器,对检测结果进行优化,剔除伪标志区域与交通灯。在 GTSDb 交通标志数据库中证明了所提技术的有效性,相关数据表明其能够适应复杂的户外交通标志检测,且具有较好的鲁棒性与实时性。

参考文献

- [1] 常发亮,黄翠,刘成云. 基于高斯颜色模型和 SVM 的交通标志检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1): 43-49.
CHANG F L, HUANG C, LIU CH Y. Traffic sign detection based on Gaussian color model and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(1): 43-49.
- [2] MALDONADO B S, LAFUCNT A S, GIL J P. Road-sign detection and recognition based on support vector machines [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 8(2): 264-278.
- [3] 房圣超,辛乐,陈阳舟. 变化光照条件下的交通标志快速鲁棒检测[J]. 交通信息与安全, 2014, 32(3): 132-139.
FANG SH CH, XIN L, CHEN Y ZH. Robust traffic sign detection in protean illumination scenario [J]. Journal of Transport Information and Safety, 2014, 32(3): 132-139.
- [4] ESCALCRA A, ARMINGOL J M, PASTOR J M. Visual sign information extraction and identification by deformable models for intelligent vehicles [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(2): 57-68.
- [5] TOY G, BARNES N. Fast shape-based road sign detection for a driver assistance system [C]. IEEE Intelligent Robots and Systems, 2014: 70-75.
- [6] 缪小冬,李舜酩,武超. 基于视觉对抗色的交通标志检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 33(1): 56-61.
MIAO X D, LI SH M, WU CH. Opponent-color based traffic sign detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 33(1): 56-61.
- [7] WOONG J W, LEE M, SON J W. Implementation of road traffic signs detection based on saliency map model [C]. IEEE Intelligent Vehicle Symposium, Eindhoven, Netherlands, 2015: 542-547.
- [8] 张国和,黄凯,张斌. 最大稳定极值区域与笔画宽度变换的自然场景文本提取方法[J]. 西安交通大学学报, 2017, 36(01): 1-6.
ZHANG G H, HUANG K, ZHANG B. A natural scene text extraction method based on MSER and SWT [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2017, 36(01): 1-6.
- [9] MATAS J, CHUM O, URBAN M. Robust wide-baseline stereo from maximally stable extremal regions [J]. Image & Vision Computing, 2014, 22(10): 761-767.
- [10] 刘洋. 波动方程时空域有限差分数值解及吸收边界条件研究进展[J]. 石油地球物理勘探, 2014, 49(1): 35-46.
LIU Y. Research progress on time-space domain finite-difference numerical solution and absorption boundary conditions of wave equation [J]. OGP, 2014, 49(1): 35-46.
- [11] GREENHALGH J, MIRMEDHI M. Real-time detection and recognition of road traffic signs [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2015, 13(3): 1498-1506.

- [12] 刘威,段成伟,遇冰. 基于后验 HOG 特征的多姿态行人检测[J]. 电子学报, 2015, 43(2): 217-224.
LIU W, DUAN CH W, YU B. Multi-pose pedestrian detection based on posterior HOG feature [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(2): 217-224.
- [13] 徐超,高梦珠,查宇锋. 基于 HOG 和 SVM 的公交乘客人流量统计算法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(2): 446-452.
XU CH, GAO M ZH, ZHA Y F. Bus passenger flow calculation algorithm based on HOG and SVM [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(2): 446-452.
- [14] 高全力,高岭,杨建锋. 上下文感知推荐系统中基于用户认知行为的偏好获取方法[J]. 计算机学报, 2015, 38(9): 1767-1776.
GAO Q L, GAO L, YANG J F. A preference elicitation method based on users' cognitive behavior for context-aware recommender system [J]. CHINESE JOURNAL OF COMPUTERS, 2015, 38(09): 1767-1776.
- [15] SAMUELE S, ALIOSCIA P, FEDERICO T. Traffic sign detection via interest region extraction [J]. Pattern Recognition, 2015, 48(2): 1039-1049.

作者简介



曹再辉, 1982 年出生, 2005 年于河南师范大学获得学士学位, 2008 年于曲阜师范大学获得硕士学位。现在为郑州航空工业管理学院实验师, 主要研究方向为图像处理、信息安全、模式识别。
E-mail: CaoZhui1982hk@163.com

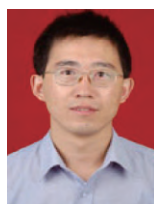
Cao Zaihui was born in 1982, received B. Sc. from Henan Normal University in 2005, and M. Sc. from Qufu Normal University in 2008, respectively. Now he is an experimenter in

the School of Art and Design, Zhengzhou University of Aeronautics. His main research interests include image processing, information security and pattern recognition.



施进发, 1963 年出生, 分别在 1987、1990、1994 年于重庆大学获得学士学位、硕士学位和博士学位。现为华北水利水电大学教授, 主要研究方向为图像处理, 信息安全。

Shi Jinfa was born in 1963, received B. Sc., M. Sc., and Ph. D. all from Chongqing University in 1987, 1990, and 1994, respectively. Now he is a professor in North China University of Water Resources and Electric Power. His main research interests include image processing, and information safety.



孙建华, 1970 年出生, 1992 年于哈尔滨工业大学获得学士学位。现在为郑州航空工业管理学院教授, 主要研究方向为计算机图像图形处理、信息安全、多媒体技术。

Sun Jianhua was born in 1970, received B. Sc. from Harbin Institute of Technology in 1992. Now he is a professor in Zhengzhou University of Aeronautics. His main research interests include computer graphics processing, information security, and multimedia technology.



宗思生, 1968 年出生, 1992 年于西北工业大学获得学士学位。现在为郑州航空工业管理学院教授, 主要研究方向为: 图像处理, 信息安全。

Zong Sisheng was born in 1968, received B. Sc. from Northwestern Polytechnical University in 1992. Now he is a professor in Zhengzhou University of Aeronautics. His main research interests include image processing, and information safety.