



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

基于极大极稳定区域及 SVM 的交通标志检测

胡聪, 何晓晖, 邵发明, 张艳武, 卢冠林, 王金康

引用本文

胡聪, 何晓晖, 邵发明, 张艳武, 卢冠林, 王金康. [基于极大极稳定区域及 SVM 的交通标志检测](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(6A): 325-330.

HU Cong, HE Xiao-hui, SHAO Fa-ming, ZHANG Yan-wu, LU Guan-lin, WANG Jin-kang. [Traffic Sign Detection Based on MSERs and SVM](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(6A): 325-330.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于 SMOTE-SDSAE-SVM 的车载 CAN 总线入侵检测算法](#)

SMOTE-SDSAE-SVM Based Vehicle CAN Bus Intrusion Detection Algorithm
计算机科学, 2022, 49(6A): 562-570. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700106>

[基于骨骼关键点检测的多人行为识别](#)

Multi-person Activity Recognition Based on Bone Keypoints Detection
计算机科学, 2021, 48(4): 138-143. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200300042>

[改进穿线法与 HOG+SVM 结合的数码管图像读数研究](#)

Study on Digital Tube Image Reading Combining Improved Threading Method with HOG+SVM Method
计算机科学, 2021, 48(11A): 396-399. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210100123>

[采用多相关滤波策略的鲁棒长时自适应目标跟踪](#)

Robust Long-term Adaptive Object Tracking Based on Multi-correlation Filtering Strategy
计算机科学, 2020, 47(12): 169-176. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.191000021>

[采用改进粒子群优化的 SVM 方法实现中文文本情感分类](#)

Using SVM Method Optimized by Improved Particle Swarm Optimization to Analyze Emotion of Chinese Text
计算机科学, 2020, 47(1): 231-236. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.181102130>

基于极大极稳定区域及 SVM 的交通标志检测

胡 聪 何晓晖 邵发明 张艳武 卢冠林 王金康

陆军工程大学野战工程学院 南京 210007

(1628403930@qq.com)

摘 要 交通标志检测在车辆辅助驾驶系统、自动驾驶等领域是一个重要研究内容,它能即时协助驾驶员或自动驾驶系统有效地检测和识别交通标志。基于该需求,提出了一种基于真实交通场景的交通标志检测方法。首先,选择合适的数据库,将数据库中的道路场景图像转换为灰度图像,并对灰度图像进行简化 Gabor 滤波处理,强化交通标志的边缘信息。其次,利用区域推荐算法 MSERs 对 Gabor 滤波后的特征图进行处理,形成交通标志的推荐区域。最后,通过提取 HOG 特征,使用 SVM 进行分类。通过实验,分析了简化 Gabor 滤波器的特征提取性能、SG-MSERs 区域推荐及筛选的性能,并且得到了算法的大类分类准确率以及所需要的处理时间。实验结果表明,所提算法在 GTSDb 和 CSTD 数据集上都获得了较好的检测性能,基本满足实时处理的需求。

关键词: 交通标志检测;简化 Gabor 滤波器;MSERs;HOG;SVM

中图分类号 TP301.6

Traffic Sign Detection Based on MSERs and SVM

HU Cong, HE Xiao-hui, SHAO Fa-ming, ZHANG Yan-wu, LU Guan-lin and WANG Jin-kang

College of Field Engineering, Army Engineering University, Nanjing 210007, China

Abstract Traffic sign detection is an important research content in the field of vehicle assistant driving system and automatic driving. It can instantly assist drivers or automatic driving systems to detect and identify traffic signs effectively. Based on this requirement, a traffic sign detection method based on real traffic scene is proposed. Firstly, the appropriate database is selected to convert the road scene image in the database into gray-scale image, and the gray-scale image is processed by simplified Gabor filtering to enhance the edge information of traffic signs. Secondly, the region recommendation algorithm MSERs is used to process the Gabor filtered feature map to form the proposal region of traffic signs. Finally, by extracting hog features, SVM is used for classification. Through experiments, the feature extraction performance of simplified Gabor filter, the performance of SG-MSERs region recommendation and filtering are analyzed, and the classification accuracy and processing time of the algorithm are obtained. The results show that the algorithm achieves good detection performance on both GTSDb and CSTD datasets, and basically meets the needs of real-time processing.

Keywords Traffic sign detection, Simplified Gabor filters, MSERs, HOG, SVM

1 引言

交通标志是用文字或符号传达、引导、限制、警告或指示信息的道路设施。随着汽车智能化技术的发展,梅赛德斯-奔驰、宝马等著名汽车公司都在积极投入 ADAS (Advanced Driver Assistance System) 的研究。商业化的 ADAS 系统不仅包括车道保持辅助系统,还包括提醒驾驶员注意车速的 TSR (交通标志识别) 系统,如果司机和行人没有注意到这个信息,就意味着交通事故的发生。随着人们对车辆智能化要求的不断提高,利用计算机技术对交通标志进行自动检测和识别是十分必要的。为了便于驾驶员阅读和识别,交通标志往往被设计成特定的形状和颜色,并在其内部加上符号,这使得交通标志与背景有很大的区别,例如,限速 60 交通标志是一个圆形,带有一个强有力的数字“60”。这些特征也是交通标志识别系统的重要信息。然而,交通标志识别并非易事,因为存在许多不利因素,如恶劣天气、视点变化和物理损伤等。

2 相关工作

交通标志检测作为目标检测的一个重要分支,得到了越来越深入的研究,其与人脸检测^[1-3]、虹膜检测^[4]、遥感图像小目标检测^[5]等有一定的相似性。但交通标志检测有其自身的特殊性,与虹膜检测、医学图像检测相比,交通标志的人工设计特征更加明显,现场交通标志的规模和比例也大相径庭。另外,由于交通标志分类的数量和训练数据库的规模,使得我们无法将上述其他目标检测方法直接应用于交通标志,研究者需要根据具体情况进行适当的修正和改进。

特征表达作为图像检测的重要基础,越来越受到研究者的重视,基于相同的检测算法,不同的特征表达方式会对检测结果产生至关重要的影响。交通标志有严格的颜色定义,包括红、蓝、白等多种颜色,从中我们可以区分交通标志和场景背景。交通标志与背景的区分对人类来说并不难,即使是在计算机检测系统中,颜色信息也是一个重要的特征。在目前

基金项目:国家自然科学基金(61671470)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61671470).

通信作者:何晓晖(gcb202101@163.com)

的研究成果中,基于颜色的交通标志检测是最直接、最简单的方法^[6-9]。由于RGB对光照过于敏感,颜色空间转换算法常被应用于交通标志检测中,如YUV空间^[10]、HSV颜色空间^[11]。但遗憾的是,由于强光、弱光等恶劣天气条件,基于颜色的检测方法往往无法取得较好的效果,有些算法完全忽略了颜色信息,仅仅采用基于形状的图像分割^[12-14]。除此之外,一些算法还利用了原始颜色空间和形状信息以外的图像特征^[15],然后通过在这些地图上找到最大稳定的极值区域,来提取使用的颜色概率模型。无论如何,寻找良好的特征表达是交通标志检测的重要组成部分,也是该领域的研究重点。

安装在汽车上的摄像头捕捉到的交通标志总是非常小的,因为交通标志检测系统必须在交通标志离汽车非常远时检测到它们,只有这样驾驶员或汽车系统才有足够的时间做出正确的反应。有些方法^[16]只是简单地用特征分辨率放大输入图像,往往导致处理时间过长,效率提高不明显。因此,本文设计了一种新的特征提取方法,这一方法在目标检测的精度、检测时间等方面都取得了很好的效果。

在相当长的一段时间里,没有一个公开的、具有挑战性的数据集可用于这一领域,但这种情况在2011年发生了变化。对于交通标志检测分类,Stallkamp等^[17]引入了具有挑战性的数据库,包括注释,这些数据库包括比利时交通标志分类(BTSC)、德国交通标志检测基准(GTSDB)和德国交通标志识别基准(GTSRB)数据库。尤其是其中的GTSDB和GTSRB吸引了越来越多的学者通过该数据库寻找新的验证和竞争的方法,其中一部分研究取得了很好的效果。在IJCNN 2011的比赛中,优胜者的方法正确分类了99.46%的测试数据库^[18]。开放数据库的存在使得研究方法具有可比性。

在我国,交通标志的检测与识别问题越来越受到国内外学者的关注^[19-20],但上述交通标志数据库属于欧洲交通法规,在这种情况下,中文交通标志数据库的建设是非常必要的。值得庆幸的是,Yi等^[21]构建了中国交通标志数据集(CTSD),该数据集引起了越来越多中国研究者的关注。

3 本文提出的算法细节

本文提出的交通标志检测框架如图1所示。在特征提取阶段,本文通过4个方向2个尺度的简化Gabor进行边缘特征强化,一共提取了8个交通场景的简化Gabor特征图。通过简化Gabor滤波器的特征提取,在对应的每一张特征图上,与简化Gabor滤波器的方向和尺度相近的边得以强化。通过对8个特征图的合成,得到特征融合后的简化Gabor特征图。

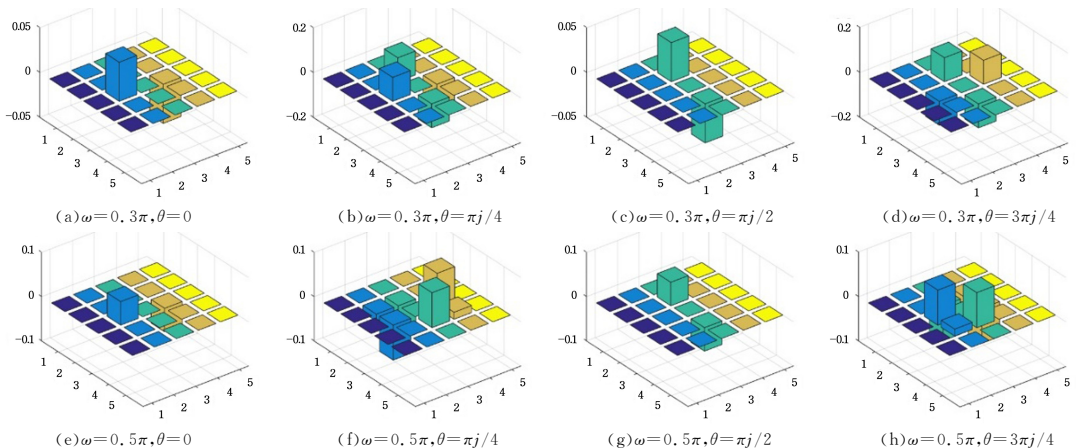


图2 简化Gabor核

Fig.2 Simplified Gabor wavelet

采用这种方式可以将交通标志的边缘进行总体强化,而非边区域得以平滑,噪声得以抑制。特征抽取过程如图1中的虚线框区域所示。本文首次提出基于简化Gabor的极大极稳定区域算法SG-MSERs(Maximally Stable Extremal Regions, MSERs),通过SG-MSERs找到稳定区域并将这些区域作为感兴趣区域。本文定义了区域过滤规则,将一些不符合交通标志区域基本特性的推荐区域过滤掉。最终的推荐区域通过本文提出的基于SG-HOG特征的SVM算法进行分类,得到交通标志所属的大类,即圆形或三角形交通标志。

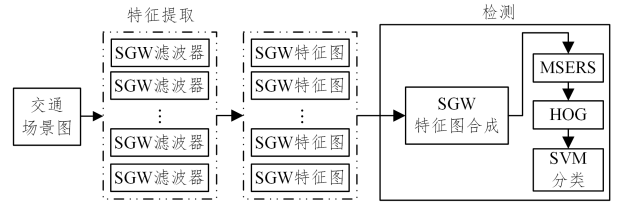


图1 算法流程图

Fig.1 Algorithm flow chart

3.1 简化Gabor函数

为了进一步缩短计算机的处理时间从而提高处理效率,满足实时处理的应用需求,本文采用简化Gabor小波SGW(Simplified Gabor Wavelet)进行边缘特征信息提取。简化Gabor采用更为简单的表达和计算模式,可以有效地提取图像的边缘特征。在采用简化Gabor进行特征提取的过程中,对于每一个像素的特征提取避免了耗时的快速傅里叶变换,这种改进极大地缩短了处理时间。

为了兼顾时间和效率,本文选择4个方向2个尺度的简化Gabor核。由于每一个特征图所表达的是具体的某一个尺度和方向的Gabor卷积核卷积的结果,其强化的是该尺度和方向的图像边缘信息。为了将这些特征融合,本文将8个卷积核卷积后的特征图进行特征融合。简化Gabor对图像 $I(x,y)$ 滤波后的卷积结果定义为 $\phi'_{\omega,\theta_j}(x,y)$,式(1)对这8个特征图进行逐像素同时遍历,在每一个像素对应的位置,取这8个卷积特征图的最大值作为最终取值存储在合成特征矩阵中。即合成特征图的每一个像素值都是这8个特征图对应像素位置的最大值,其计算过程如式(1)所示:

$$\phi'_{\omega,\theta}(x,y) = \max\{\phi'_{\omega,\theta_j}(x,y), i=0,1 \text{ and } j=0,1,2,3\} \quad (1)$$

经过实验验证,卷积核的窗口大小为 5×5 较为合适。本文采用的SGW的8个卷积核如图2所示。

3.2 极大极稳定区域

为了实现交通标志的检测,本文采用极大极稳定区域 MSERs 算法作为区域推荐算法。MSERs 是一种常用的图像斑点检测方法^[22]。极大极稳定区域指当对图像以不同的阈值将其转换成二值图时,在很大的阈值变化范围内,仍然能保存稳定的形状的区域,该算法类似于分水岭算法。二值图的生成过程是,当图像的像素值小于阈值时将该像素值设为 0,当图像的像素值大于阈值时将该像素值设为 1。

图 3 给出了基于 SGW 特征图的 MSERs 算法的区域推荐以及根据本文定义的过滤规则进行过滤的过程。图 3(a)和图 3(b)分别是交通场景的 RGB 图和灰度图。图 3(c)是 SGW 合成特征图。从合成 SGW 特征图可以看出,与灰度图相比,交通标志的边缘特征得到了强化,交通标志内部的符号的边缘信息也得到了强化。图 3(d)和图 3(e)分别是基于灰度图的 MSERs 区域推荐以及基于 SGW 特征图的区域推荐。从该样本可以看出,在交通标志所属区域都被算法推荐的前提下,基于 SGW 特征图的推荐区域数量远小于基于灰度图的区域推荐数量。图 3(f)是经过过滤规则过滤后的区域推荐结果,可以看出,过滤后推荐区域的数量明显减少。

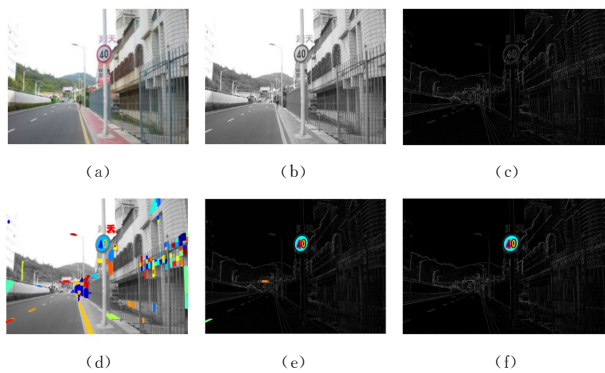


图 3 基于 SGW 特征图的 MSERs 算法的区域推荐

Fig. 3 Region recommendation of MSERs algorithm based on SGW feature

在交通标志检测的大类分类器的特征选择方面,本文采用方向梯度直方图 HOG(Histogram of Oriented Gradient)特征,HOG 特征常用于 SVM 分类器的输入特征。HOG 特征与 SVM 的结合被证实有较好的分类效果。与原始的输入图像相比,HOG 特征在图像的纹理信息提取方面性能较好,但 HOG 特征的机理决定了其并不具有较好的形状、边以及结构的提取能力,而如前文所述,边、形状、结构信息是交通标志的关键信息。因此,本文采用的是基于 SGW 特征图的 HOG 特征提取,将提取的特征称为 SG-HOG 特征。这样就既利用了 HOG 特征与 SVM 分类器的良好的匹配能力,又融合了 SGW 的较强的边缘表达能力。

4 实验与分析

4.1 数据集与实验环境

本文采用两个著名的交通标志公开数据库 GTSD(德国交通标志检测库)和 CTSD(中国交通标志检测库),作为检测的训练库和测试库。无论是 GTSD 还是 CTSD,都包含三大类标志:指示标志、警告标志、禁止标志。

GTSD 数据集包括 900 张德国道路环境的高分辨率

自然场景图像。这些图像的大小为 1360×800 像素,交通标志的大小从 16×16 像素到 128×128 像素不等。这 900 张图片分为两部分,其中 600 张用于培训,300 张用于测试。GTSD 场景图片中有 1213 个交通标志,一个交通场景中有 0~6 个交通标志。在 GTSD 的测试数据集中,禁止性交通标志有 161 个,危险性交通标志有 63 个,强制性交通标志有 49 个。

对于中国交通标志检测的研究,我们使用了中国交通标志数据集(CTSD)。CTSD 共有 1100 幅图像,其中 400 幅用于测试,700 幅用于训练。图像大小为 1024×768 或 1280×720 。交通标志包括圆形和红色的禁止性交通标志、三角形和黄色的危险性交通标志以及圆形和蓝色的强制性交通标志。在 CTSD 的测试数据集中,禁止性交通标志有 264 个,危险性交通标志有 129 个,强制性交通标志有 139 个。

本文的实验是基于 Matlab 环境,硬件配置为 Intel Core i5-6300U CPU,2.40 GHz,8 GB DDR3 存储器。操作系统为 Windows 10 64 位操作系统,Intel HD 520 视频处理系统。

4.2 简化 Gabor 特征提取性能分析

简化 Gabor 进行图像预处理的目的是强化边缘,但仅从强化边缘的研究需求的角度来说,强化边缘的算法有多种,表 1 列出了 3 种方法计算复杂度的对比。

表 1 Canny 算子、TGW 算子以及 SGW 3 种算法的运算复杂度比较

Table 1 Comparison of computational complexity of Canny,

TGW and SGW algorithms

算法	加的次数	乘的次数
Canny	$40N^2$	$17N^2$
TGW	$48N^2 \log_2 N^2 + 16N^2$	$32N^2 \log_2 N^2 + 32N^2$
SGW	$18N^2$	$16N^2$

从表 1 中可以看出,与 Canny 算法、TGW 算法相比,基于 SGW 的边缘提取算法性能最好。需要说明的是,本文中不管是 TGW 还是 SGW,其卷积核都是 4 个方向、2 个尺度,这与本文算法所采用的结构相同。显而易见,在处理时间方面,SGW 具有明显的优势。需要强调的是,虽然 Canny 算法比 TGW 也要快很多,但 Canny 算法生成的特征图为二值图。二值图的图像信息非 0 即 1,或者说二值图的处理结果中其像素要么为边,要么为非边。这样的处理结果会有两个负面的影响:1)对于比较模糊的边缘无法有效提取,造成信息丢失;2)从本文后面所需的交通标志检测中大类的分类可知,显然需要更加复杂的特征表达,而二值图用于分类时信息量过少,难以取得较好的效果。总的来说,与前两种边缘强化算法相比,SGW 不仅能够最大限度地保持原有图像的信息,而且在强化边的同时也节省了处理时间。

通过上述分析可以明显看出,SGW 具有较好的边缘增强的特征强化能力。下面将分析 SGW 对于非边区域的滤波效果。图 4(a)和图 5(a)是 RGB 色彩空间的交通场景图,图 4(b)和图 5(b)是上述 RGB 图所转换成的灰度图,图 4(c)和图 5(c)是 SGW 特征合成图。在图 4 以及图 5 中的两个灰度图上分别取一行像素形成一个一维向量,向量位置如图 4、图 5 中黄色直线所示。在 SGW 特征合成图对应的位置也取同样的向量,向量位置如图 4、图 5 中蓝色直线所示。为了让两个向量具有视觉可比性,把 SGW 特征合成图的向量通过

式(2)进行转换。

$$V_2(x) = 255 - \frac{V_1(x)}{\max[V_1(i)]} \times 255, \quad x=1, \dots, L, i=1, \dots, L \quad (2)$$

其中, $V_1(i)$ 表示从特征合成图上取得的向量, L 是向量 $V_1(i)$ 的长度, $V_2(x)$ 是转换后的向量。

在图 4(d) 以及图 5(d) 中, 对这两个向量进行比较。其中, 橘黄色的曲线表示从灰度图上取得的一行像素构成的向量, 蓝色曲线表示从 SGW 合成图上取得的一行像素构成的向量。在图 4(d) 以及图 5(d) 中, 红的虚线框内的向量对应着图 4(b) 和图 5(b) 以及图 4(c) 和图 5(c) 中红色虚线框所框的区域。在图 4(b) 和图 5(b) 以及图 4(c) 和图 5(c) 的红色虚线框中, 对应着交通标志牌均匀涂上白色油漆的区域。显然, 这个区域的图像颜色较为稳定, 数值变化较小。从图 4(d) 和图 5(d) 可以看出, SGW 滤波以后曲线的震动幅值明显小很多, 或者说, 信号更加稳定, 噪声降低。从视觉来看, 这些涂有油漆的区域色彩更加平滑。这说明, SGW 滤波对于非边区域, 尤其是较为稳定的非边区域, 有一定的降噪和平滑的作用, 这种特性极其有利于本文后部分所要采用的处理。在图 5(d) 中, 与黄色曲线总体上保持着倾斜相比, 蓝色的曲线变得更加平衡。经过分析, 这是因为交通标志牌的光照并不均匀。而通过 SGW 的滤波, 从一定程度上解决了光照不均的问题。总的来说, 经过 SGW 滤波后, 与原始 RGB 图像相比, 生成的特征图具有强化边缘区域, 弱化非边区域噪声以及扭转光照不均等特性。这些特性对于目标检测、图像分类来说, 是至关重要的。

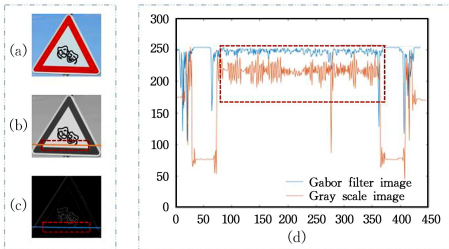


图 4 RGB 及 SGW 特征图的特征向量对比图(1)(电子版为彩图)

Fig. 4 Comparison diagram(1) of feature vectors of RGB and SGW

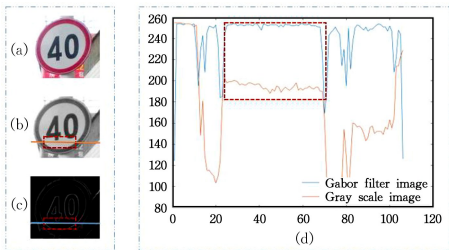


图 5 RGB 及 SGW 特征图的特征向量对比图(2)(电子版为彩图)

Fig. 5 Comparison diagram(2) of feature vectors of RGB and SGW

4.3 SG-MSERs 区域推荐及筛选

表 2 列出了交通标志检测的区域推荐的结果。从表 2 中可以看出, 通过基于简化 Gabor 预处理后进行求极大及稳定区域 MSERs, 通过 GTSDDB 数据库的训练和测试, 仅有一个交通标志漏检, 在 CTSD 上仅有两个交通标志漏检。本文的方法比文献[23]中的方法的检测效果更加具有优势, 与直接在灰度图上求极大及稳定区域 MSERs 也有较好的改进。通过简化 Gabor 预处理, 平均区域推荐的数量与其他两种方法

相比有着明显的减少。需要说明的是, 通过本文所定义的过滤规则, 平均推荐区域的数量进一步降低而召回率得以保持。对于交通标志分类来说, 较高的召回率以及较少的推荐区域数量, 是保障分类准确率的重要基础和前提。

表 2 不同方法的性能对比

		GTSDDB	CTSD
文献[23]中的方法	平均推荐区域数量	325	200
	召回率, FNs	(99.63%), 1	99.44%, 3
	时间/ms	67	90
灰度图+MSERs	平均推荐区域数量	388	321
	基于规则的过滤	118	99
	召回率, FNs	97.1%, 8	98.12%, 10
		40	38
SGW 特征图+MSERs	平均推荐区域数量	276	178
	基于规则的过滤	83	56
	召回率, FNs	99.63%, 1	99.62%, 2
		46	41

4.4 SVM 大类分类

采用支持向量机(SVM)对推荐区域进行针对形状的交通标志的大类分类。分类目标是分类出推荐区域是否非交通标志以及交通标志所属的大类, 即圆形交通标志还是三角形交通标志。分类对象为通过 MSERs 在简化 Gabor 特征图上进行的区域推荐, 以及基于本文所定义的过滤规则过滤后所留下的推荐区域。

本文讨论了不同的训练样本大小的选择以及 HOG 参数的选择。为了验证在不同参数下的分类效果, 本文将训练数据归一化到 5 个不同的尺度大小。将 HOG 特征定义为 5 个不同的尺度, 尺度的大小如表 3 所列。将不同尺度的训练样本根据各自的参数进行特征提取, 然后将图像的 HOG 特征表达送入支持向量机进行训练, 在训练的过程中不断调整参数形成与训练样本集匹配的检测分类器。为了验证这 5 种参数配置的分类性能, 本文在 GTSDDB 和 CTSD 数据集上进行验证, 验证结果如表 4 所列。虽然 HOG1, HOG4 和 HOG5 在检测时间上比 HOG2 短, 但 HOG2 的检测精度高于其他 4 个 HOG 特征。为了保证较高的检测率, 选择了 HOG2 作为检测特征。

表 3 SVM 所采用的不同 HOG 的参数

序号	大小	单元	块	步长	区间	梯度方向	维度
HOG1	24×24	6×6	12×12	6×6	9	(0, 2π)	324
HOG2	36×36	6×6	12×12	6×6	9	(0, 2π)	900
HOG3	42×42	6×6	12×12	6×6	9	(0, 2π)	1296
HOG4	56×56	6×6	12×12	6×6	9	(0, 2π)	1296
HOG5	64×64	6×6	12×12	6×6	9	(0, 2π)	1764

通过在 GSTDB 和 CTSD 两个数据库上的实验, 在这两个数据库上的“精度-召回率”曲线如图 6 所示。从图 6 可以看出, 在相同精度的情况下, 在 GSTDB 上的召回率高于 CTSD。另外, 在 GSTDB 数据库上, 精度-召回率曲线下方的面积(Area Under Curve, AUC)大于 CTSD。这是因为 CTSD 数据库中的图像质量相比 GSTDB 要差一些。与 GSTDB 中所有的图像大小一致不同, 在 CSTD 中图像有着不同的尺度。而且, CSTD 中的一些图片是在汽车驾驶室内拍摄的, 挡风玻璃的反光或者挡风玻璃上有雨水等原因, 对图片的质量有着

负面影响。两个“精度-召回率”曲线下面积 AUC 分别是 0.9933 和 0.9796。这个结果表明,本文的检测方法的检测性能较好。

表 4 不同 HOG 特征下的分类准确率

Table 4 Classification accuracy under different HOG features

数据库	方法	检测准确率/%	平均检测时间/ms
GTSDB	HOG1+SVM	95.88	69
	HOG2+SVM	99.33	93
	HOG3+SVM	95.49	101
	HOG4+SVM	83.25	71
	HOG5+SVM	82.26	89
CTSD	HOG1+SVM	94.63	62
	HOG2+SVM	97.96	79
	HOG3+SVM	94.08	95
	HOG4+SVM	81.86	65
	HOG5+SVM	81.03	78

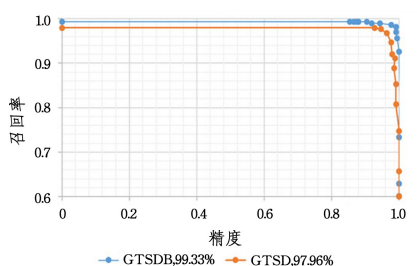


图 6 交通标志检测的“精度-召回率”曲线

Fig. 6 “Precision-recall” curve of traffic sign detection

为了验证本文方法的有效性,将本文方法与近几年的方法进行了对比,结果如表 5 所列。文献[23]采用的是 SSD 算法,其固化的检测框的尺度和长宽比会导致某些畸形目标样本无法有效被检测框覆盖,造成漏检。文献[25]虽然与本文有相当的检测结果,但其运行环境为 GPU,处理资源依赖度高。文献[26]的检测结果低于当前的主流算法。

表 5 不同方法的对比

Table 5 Comparison of different methods

(单位:%)

数据库	方法	检测准确率
GTSDB	文献[23]中的方法	97.00
GTSDB	文献[24]中的方法	98.00
GTSDB	文献[25]中的方法	99.00
GTSDB	本文方法	99.33
CTSD	文献[26]中的方法	94.56
CTSD	本文方法	97.96

4.5 总体处理时间分析

表 6 列出了本文方法在 GTSDB 和 CSTD 两个数据库上的检测时间。从结果来看,在 CSTD 数据库上的处理时间略短于 GTSDB 数据库上的处理时间。这是因为 CSTD 交通标志检测库的交通场景图的大小包括 1024×768 像素和 1280×720 像素两种尺度,而 GTSDB 中的图像尺度统一为 1360×800 像素,GTSDB 中图像的尺度较大。因此,无论是 SGW 特征提取,MSERs 区域推荐,还是 HOG 特征转换,CSTD 上的时间消耗均较少。虽然 SVM 分类对象为推荐区域,但大尺度的图像往往推荐区域的数量较多,因此在 SVM 分类阶段的耗时 GTSDB 同样更长。在这两个数据库上的每帧图片的平均处理速度分别为 133 毫秒和 154 毫秒,相当于 7.5 帧每

秒和 6.5 帧每秒,仅从检测的角度来说,基本上满足实时处理的需求。

表 6 处理时间分析

Table 6 Processing time analysis

(单位:ms)

阶段	GTSDB	CSTD
SGW 滤波	17	15
MSERs	29	26
HOG 特征提取	93	79
SVM 分类	15	13
总体处理时间	154	133

4.6 检测结果

图 7 给出了本文检测算法在不同的交通标志场景下的检测结果,其中绿色矩形框所覆盖的区域为检测算法所检测出的交通标志。在交通标志数据库 GTSDB 和 CSTD 中,这些交通标志已经属于非常小的交通标志了。图 7(a)给出了光线较为暗淡的交通场景,虽然自然光照的环境下,这种场景不算光线状况最差,但由于车辆行驶的过程中,当交通场景的光线状况更为恶劣时,车辆会打开照明系统进行补光,因此这样的光照在实际的交通场景中属于光线较弱的交通场景图。图 7(b)和图 7(d)中,交通标志的光照不均匀,部分交通标志被阴影所覆盖。图 7(c)中的交通场景图像在采集的过程中存在运动模糊、交通标志存在重影的问题。这些交通场景图中,有的包含一个交通标志,有的包含多个形状相同或者不同的交通标志。从检测结果来看,场景中的交通标志均能被准确检测到,并且检测框和交通标志紧密包围,检测效果较好。

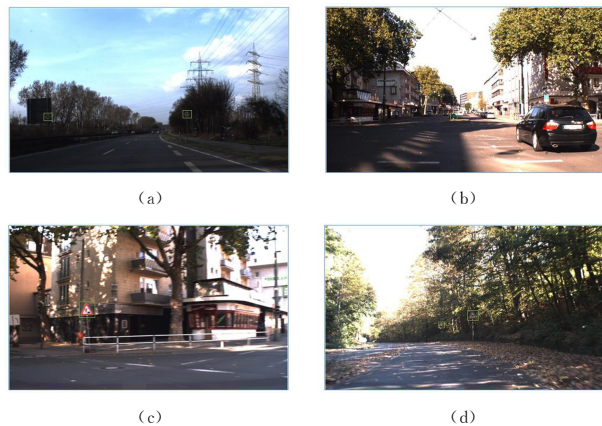


图 7 检测结果示例(电子版为彩图)

Fig. 7 Examples of detection results

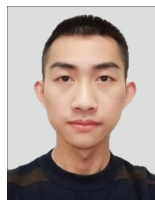
结束语 针对交通标志的实时检测问题,本文提出了一种基于真实交通场景的交通标志检测方法。首先,将道路场景图像转换为灰度图像,并对灰度图像进行简化 Gabor 滤波,强化交通标志的边缘信息。其次,利用 MSERs 对 Gabor 滤波后的特征图进行处理,形成交通标志的推荐区域。最后,通过提取 HOG 特征使用 SVM 进行分类。在 GTSDB 和 CSTD 数据集上都获得了较好的检测性能。

在未来,拟通过特征向量降维的方法加快识别的速度,通过优化 Gabor 滤波器的参数来提高检测的速度和准确率。最后,通过 GPU 的引入,进一步提高算法的实时性。

参考文献

[1] ZHANG C, LIU G, ZHU X, et al. Face Detection Algorithm

- Based on Improved AdaBoost and New Haar Features[C] // 2019 12th International Congress on Image and Signal Processing, BioMedical Engineering and Informatics (CISP-BMEI). IEEE, 2020.
- [2] YAN H, LIU Y, WANG X, et al. A Face Detection Method Based on Skin Color Features and AdaBoost Algorithm[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1748(4): 042015 (6pp).
- [3] MILOU D, BESNASS I, NABI L. Face detection based on evolutionary Haar filter[J]. Pattern Analysis and Applications, 2020, 23(1): 309-330.
- [4] ALABDULLAH F, IBRAHIM A A. Iris Detection and Recognition by Image Segmentation Using K-Means Algorithm and Artificial Neural Network[C] // 2020 4th International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISM-SIT), 2020.
- [5] REN, YUN, ZHU, et al. Small Object Detection in Optical Remote Sensing Images via Modified Faster R-CNN[J]. Applied Sciences, 2018.
- [6] HANDOKO H, PRATAMA J H, YOHANES B W. Traffic Sign Detection Optimization Using Color and Shape Segmentation As Pre-processing System[J]. Telecommunication Computing Electronics and Control, 2021, 19(1).
- [7] YIN S, XU Y. Fast Traffic Sign Detection Using Color-Specific Quaternion Gabor Filters[M]. 2020.
- [8] WALI S B, KER J, SALAM M A. A Unified Color and Shape based Algorithm for Traffic Sign Detection System[J]. 2021.
- [9] ARDIANTO S, CHEN C J, HANG H M. Real-time traffic sign recognition using color segmentation and SVM[C] // 2017 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP). IEEE, 2017.
- [10] SHADEED W G, ABU-AL-NADI D I, MISMAR M J. Road traffic sign detection in color images[C] // Proceedings of the 2003 10th IEEE International Conference on Electronics, Circuits and Systems 2003 (ICECS 2003). IEEE, 2004.
- [11] MALIK R, KHURSHID J, AHMAD S N. Road Sign Detection and Recognition using Colour Segmentation, Shape Analysis and Template Matching[C] // International Conference on Machine Learning & Cybernetics. IEEE, 2007.
- [12] NURAZLIN M Y, BURIE J C, LOONIS P B P. Road sign detection and recognition[C] // Proceedings of 1st International Conference on Engineering Technology, 2008.
- [13] LOY G, BARNES N. Fast shape-based road sign detection for a driver assistance system[C] // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems. IEEE, 2004.
- [14] RIVEIRO B, DIAZ-VILARINO L, CONDE-CARNERO B, et al. Automatic Segmentation and Shape-Based Classification of Retro-Reflective Traffic Signs from Mobile LiDAR Data[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 9(1): 295-303.
- [15] SUGIHARTO A, HARJOKO A, SUHARTO S. Indonesian traffic sign detection based on Haar-PHOG features and SVM classification[J]. International Journal on Smart Sensing and Intelligent Systems, 2020, 13(1): 1-15.
- [16] FAN B B, YANG H. Multi-scale traffic sign detection model with attention[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D Journal of Automobile Engineering, 2020: 095440702095005.
- [17] STALLKAMP J, SCHLIPSING M, SALMEN J, et al. The German Traffic Sign Recognition Benchmark; A multi-class classification competition[C] // International Joint Conference on Neural Networks. IEEE, 2011.
- [18] DAN C, MEIER U, MASCI J, et al. A committee of neural networks for traffic sign classification[J]. IEEE, 2011.
- [19] ZHANG J, HUANG M, JIN X, et al. A Real-Time Chinese Traffic Sign Detection Algorithm Based on Modified YOLOv2[J]. Algorithms, 2017, 10(4): 127.
- [20] LIU S. A Traffic Sign Image Recognition and Classification Approach Based on Convolutional Neural Network[C] // 2019 11th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA). IEEE, 2019.
- [21] YI Y, LUO H, XU H, et al. Towards Real-Time Traffic Sign Detection and Classification[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2016, 17(7): 2022-2031.
- [22] KHAYEAT A, ABDULMUNEM A A, AL-SHAMMARI R, et al. Traffic Sign Detection and Classification based on Combination of MSER Features and Multi-language OCR[J]. Webology, 2020, 17(2): 394-403.
- [23] RAVIKIRAN M. Traffic Sign Recognition-How well does Single Shot Multibox Detector sum up? A Quantitative Study[C] // 48th Annual IEEE AIPR 2019: Ubiquitous Imaging. IEEE, 2018.
- [24] SHABARINATH B B, MURALIDHAR P. Convolutional Neural Network based Traffic-Sign Classifier Optimized for Edge Inference[C] // 2020 IEEE Region 10 Conference (TENCON). IEEE, 2020.
- [25] WEI L, LU R, LIU X. Traffic sign detection and recognition via transfer learning[C] // 2018 Chinese Control And Decision Conference (CCDC). 2018.
- [26] ZHANG L X, ZHANG S S, ZHANG M Y. Detection and recognition on traffic sign in complex scene[C] // 6th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE). 2019.



HU Cong, born in 1996, postgraduate. His main research interests include computer vision and object detection.



HE Xiao-hui, born in 1975, professor. His main research interests include mechatronics and deep learning.