



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2021
05
VOL.26

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



参与介质渲染 P961



第26卷第5期 (总第301期)

2021年5月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿, 均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版, 所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院空天信息创新研究院

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 吴一戎

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑部

通信地址 北京市海淀区北四环西路19号

邮 编 100190

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-58887035

网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong

Editor, Publisher Editorial Office of Journal of
Image and Graphics

Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District,
Beijing, P. R. China

Zip code 100190

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-58887035

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 60.00元



均匀参与介质的渲染方法研究(第0961页)



循环生成对抗网络的线稿图像自动提取(第1117页)



伪点云修正增强激光雷达数据(第1157页)

学者观点

均匀参与介质的渲染方法研究

王贝贝, 樊家辉 0961

布料仿真建模研究进展

靳雁霞, 张晋瑞, 贾瑶, 马博 0970

综述

中国图像工程:2020

章毓晋 0978

图像处理和编码

双阶段信息蒸馏的轻量级图像超分辨率网络

李明鸿, 常侃, 李恒鑫, 谭宇飞, 覃团发 0991

具有纹理感知能力的超像素分割方法

吴江, 刘春晓 1006

图像分析和识别

深度聚类注意力机制下的显著对象检测

陈庆文, 谢宏文, 查浩, 奚瑜, 张雪 1017

特征增强策略驱动的车标识别

贺敏雪, 余烨, 程茹秋 1030

医学图像处理

融合上下文和注意力的视盘视杯分割

刘洪普, 赵一浩, 侯向丹, 郭鸿湧, 丁梦园 1041

遥感图像处理

复杂背景下SAR近岸舰船检测

阮晨, 郭浩, 安居白 1058

对抗型长短期记忆网络的雷达回波外推算法

方巍, 庞林, 张飞鸿, 盛胜利 1067

混沌系统和DNA编码的并行遥感图像加密算法

周辉, 谢红薇, 张昊, 张慧婷 1081

激光雷达大会2020

图匹配算法激光扫描点云树干分割

徐姗姗 1095

多特征融合与残差优化的点云语义分割方法

杜静, 蔡国榕 1105

NCIG 2020

循环生成对抗网络的线稿图像自动提取

王素琴, 张加其, 石敏, 赵银君 1117

面向COVID-19疫情预测的图卷积神经网络时空数据学习

杨成意, 刘峰, 齐佳音, 段妍, 吕润倩, 肖子龙 1128

结合汉明码和图像矫正的彩色图像盲水印

刘得成, 苏庆堂, 袁子涵, 张雪婷 1138

密文域高嵌入率图像全方位可逆数据隐藏

周旭, 吴福虎, 陈志立, 任帅 1147

伪点云修正增强激光雷达数据

宋绪杰, 戴孙浩, 林春雨, 詹书涛, 赵耀 1157

前沿进展

中国遥感软件研制进展与发展方向——以像素专家PIE为例

刘东升, 廖通逵, 孙焕英, 任芳 1169

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Survey of rendering methods for homogeneous participating media(P0961)



Image extraction of cartoon line art based on cycle-consistent adversarial networks(P1117)



LiDAR data enhancement via pseudo-LiDAR point cloud correction(P1157)

Scholar View

- Survey of rendering methods for homogeneous participating media
Wang Beibei, Fan Jiahui 0961
- Progress of cloth simulation modeling
Jin Yanxia, Zhang Jinrui, Jia Yao, Ma Bo 0970

Review

- Image engineering in China: 2020
Zhang Yujin 0978

Image Processing and Coding

- Lightweight image super-resolution network via two-stage information distillation
Li Minghong, Chang Kan, Li Hengxin, Tan Yufei, Qin Tuanfa 0991
- Superpixel segmentation with texture awareness
Wu Jiang, Liu Chunxiao 1006

Image Analysis and Recognition

- Salient object detection based on deep clustering attention mechanism
Chen Qingwen, Xie Hongwen, Zha Hao, Xi Yu, Zhang Xue 1017
- Vehicle logo recognition method based on feature enhancement
He Minxue, Yu Ye, Cheng Ruqiu 1030

Medical Image Processing

- Optic disc and cup segmentation by combining context and attention
Liu Hongpu, Zhao Yihao, Hou Xiangdan, Guo Hongyong, Ding Mengyuan 1041

Remote Sensing Image Processing

- SAR inshore ship detection algorithm in complex background
Ruan Chen, Guo Hao, An Jubai 1058
- Radar echo extrapolation algorithm based on adversarial long short-term memory network
Fang Wei, Pang Lin, Zhang Feihong, Sheng Victor S 1067
- Parallel remote sensing image encryption algorithm based on chaotic map and DNA encoding
Zhou Hui, Xie Hongwei, Zhang Hao, Zhang Huiting 1081

China LiDAR Conference 2020

- Tree stem segmentation of laser scanning point clouds based on graph matching algorithm
Xu Shanshan 1095
- Point cloud semantic segmentation method based on multi-feature fusion and residual optimization
Du Jing, Cai Guorong 1105

NCIG 2020

- Image extraction of cartoon line art based on cycle-consistent adversarial networks
Wang Suqin, Zhang Jiaqi, Shi Min, Zhao Yinjun 1117
- Spatiotemporal data learning of graph convolutional neural network for epidemic prediction of COVID-19
Yang Chengyi, Liu Feng, Qi Jiayin, Duan Yan, Lyu Runqian, Xiao Zilong 1128
- Blind color image watermarking method combining Hamming code with image correction
Liu Decheng, Su Qingtang, Yuan Zihan, Zhang Xueting 1138
- All bit planes reversible data hiding for images with high-embedding-rate in ciphertext field
Zhou Xu, Wu Fuhu, Chen Zhili, Ren Shuai 1147
- LiDAR data enhancement via pseudo-LiDAR point cloud correction
Song Xujie, Dai Sunhao, Lin Chunyu, Zhan Shutao, Zhao Yao 1157

Frontier

- Research progress and development direction of Chinese remote sensing software: taking PIE as an example
Liu Dongsheng, Liao Tongkui, Sun Huanying, Ren Fang 1169

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2021)05-1030-11

论文引用格式: He M X, Yu Y and Cheng R Q. 2021. Vehicle logo recognition method based on feature enhancement. Journal of Image and Graphics, 26(05):1030-1040 (贺敏雪, 余烨, 程茹秋. 2021. 特征增强策略驱动的车标识别. 中国图象图形学报, 26(05):1030-1040) [DOI:10.11834/jig.200327]

特征增强策略驱动的车标识别

贺敏雪, 余烨*, 程茹秋

1. 合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009; 2. 工业安全与应急技术安徽省重点实验室, 合肥 230009

摘要: **目的** 小样本情况下的车标识别在实际智能交通系统中具有十分重要的应用价值。针对从实际监控系统中获取的车标图像低分辨率、低质量的特点, 考虑如何从车标结构相似性、局部显著特征方面来对车标的整体特征进行增强, 提出一种特征增强策略驱动下的车标识别方法 (vehicle logo recognition method based on feature enhancement, FE-VLR)。**方法** 提取车标图像的自对称相似特征, 构建图像金字塔, 在每层金字塔下提取车标的整体特征和局部显著特征, 其中局部显著区域通过基于邻域块相关度的显著区域检测来获取, 最后结合 CRC (collaborative representation based classification) 分类器对车标进行分类识别。**结果** 在公开车标数据集 HFUT-VL (Vehicle Logo Dataset from Hefei University of Technology) 和 XMU (Xiamen University Vehicle Logo Dataset) 上对算法效果进行评估, 实验结果表明, 在小样本情况下, 本文方法优于其他一些传统的车标识别方法, 且与一些基于深度学习模型的方法相比, 其识别率也有所提升。在 HFUT-VL 数据集上, 当训练样本数为 5 时, 识别率达到 97.78%; 当训练样本数为 20 时, 识别率为 99.1%。在更为复杂的 XMU 数据集上, 本文方法表现出了更好的有效性和更强的鲁棒性, 当训练样本在 15 幅及以下时, 本文方法与具有较好表现的 OE-POEM (overlapping enhanced patterns of oriented edge magnitudes) 算法相比至少提升了 7.2%。**结论** 本文提出的基于特征增强策略的车标识别方法, 通过融合自对称相似特征、局部显著特征和车标整体特征来增强特征的表达, 提高了对实际道路中的低质量、低分辨率车标图像的识别能力, 更能满足实际应用中车标识别的需求。

关键词: 车标识别 (VLR); 特征增强 (FE); 自对称相似特征; 局部显著特征; 邻域块相关度

Vehicle logo recognition method based on feature enhancement

He Minxue, Yu Ye*, Cheng Ruqiu

1. School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;

2. Anhui Province Key Laboratory of Industry Safety and Emergency Technology, Hefei 230009, China

Abstract: **Objective** With the rapid development of computer vision technology, the demand for intelligent and humanized transportation systems is gradually increasing. Vehicle logo recognition (VLR) is an important part of intelligent transportation systems, and the requirements for its recognition effect are gradually increasing. Considering the difficulty in achieving the samples of some vehicle logos from real surveillance systems in certain areas and the cost of collecting samples and training, the recognition of vehicle logos under small training samples still has very important application value. Vehicle logos captured from real surveillance systems on the road suffer from the following characteristics: 1) low resolution, 2)

收稿日期: 2020-06-23; 修回日期: 2020-08-31; 预印本日期: 2020-09-07

* 通信作者: 余烨 yuye@hfut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61906061); 安徽省重点研究计划项目 (201904d07020010)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (61906061); Provincial Key Research and Development Program of Anhui (201904d07020010)

easy to blur due to the movement of vehicles, and 3) easily influenced by light from the environment. Thus, the recognition of vehicle logos is still a challenging problem. Given the fact that some vehicle logos have similar structures and part of the vehicle logos has salient features, we consider how to enhance the overall characteristics of vehicle logos from the aspects of symmetrical structural and local saliency, which can benefit VLR, and propose a VLR method based on feature enhancement, called feature enhancement-based vehicle logo recognition (FE-VLR). **Method** FE-VLR comprehensively considers the structural similarity features and local salient features of the vehicle logo and then combines them together with the overall features of the vehicle logo to identify the vehicle logo. Based on the analysis of the structural symmetry of the left and right parts of the vehicle logo, this study calculates the similarity value of the image block to express the similarity feature. In addition, a method for calculating salient regions based on the correlation of neighborhood blocks is proposed to locate and extract the salient features of the vehicle logo. First, it extracts similar self-symmetrical features of vehicle logo images and then builds an image pyramid. Under each layer of the pyramid, the overall features and local salient features of the vehicle logos are extracted. Local salient locations are obtained by salient region detection based on the correlation of neighborhood blocks. Finally, a collaborative representation-based classification (CRC) classifier is used to classify the vehicle logos. CRC is a fast and effective classifier suitable for small training samples. The classifier uses the collaborative coding of all samples in the sample dictionary to represent the prediction samples, so as to improve the recognition rate by using the difference of the same attribute between different types of vehicle logos. **Result** The effectiveness of our algorithm is evaluated on the public vehicle logo datasets Vehicle Logo Dataset from Hefei University of Technology (HFUT-VL) and Xiamen University Vehicle Logo Dataset (XMU). The experimental results show that under small training samples, FE-VLR is superior to some other traditional VLR methods and also has higher recognition rates than some convolutional neural network-based methods. On the HFUT-VL dataset, when the number of training samples is 5, the recognition rate of FE-VLR reaches 97.78%, and when the number of training samples is 20, the recognition rate reaches 99.1%. On the more complex XMU dataset, FE-VLR is more efficient and robust. When the number of training samples is equal or less than 15, FE-VLR can improve the recognition rate by at least 7.2% compared with overlapping enhanced patterns of oriented edge magnitudes (OE-POEM). The experimental results show that FE-VLR always has better performance under small samples. **Conclusion** The FE-VLR method increases the recognition ability of low-quality and low-resolution vehicle logo images obtained from real surveillance systems on the road, which can better meet the needs of VLR in practical applications. The experimental results on the public HFUT-VL and XMU datasets show that in case of small samples, the recognition rate of FE-VLR is higher than that of other VLR methods and better than some recognition methods based on deep learning models.

Key words: vehicle logo recognition (VLR); feature enhancement (FE); self-symmetrical similar features; local salient features; the correlation degree of neighborhood blocks

0 引言

随着计算机视觉技术的迅速发展,尤其是伴随自动驾驶技术的兴起和人们对高科技事物的追求,对智能交通系统智能化和人性化的需求逐渐增大。车标识别作为智能交通系统的重要组成部分,对其识别率的要求逐渐提高。车标是车辆的重要信息之一,标识了车辆的生产厂商和品牌。与车牌相比,车标不容易损坏或篡改,而与车型(车辆精细型号)相比,车标的种类明显减少,其标定难度和样本获取难度都得到了降低。因此,车标作为车辆的重要特征

之一,对其识别的研究具有十分重要的价值和意义,一直受到众多研究者的青睐。

据初步统计,现有车标多达300余种。车标形状多样,由各种不同的边缘线条和纹理信息构成,实际监控系统中的车标识别具有挑战性,这是因为:1)部分车标间存在相似结构,类间差异小;2)受实际环境的影响,同一类车标存在外观差异大的问题,即类内差异大;3)实际监控系统中抓拍的车标图像,其分辨率非常低。

已有的车标识别方法主要分为两类,基于传统特征描述的方法和基于深度学习的方法。在样本充足的情况下,基于深度学习的方法具有识别率高、鲁

棒性强等优点,然而,在实际应用场景中,车标种类繁多,构建具有大规模样本的数据集需要耗费大量的时间和人力,且基于深度学习的方法计算成本高,训练时间长,对系统硬件性能有着较高的要求。与此相比,基于传统特征描述的方法不受样本的限制,且计算成本小,对硬件要求不高,更易于在实际智能交通系统中得到应用。因此,基于传统特征描述的车标识别方法仍具有十分重要的研究价值。

本文主要目标是提升小样本情况下的车标识别率,采用基于传统特征描述的方法来开展研究。由于从实际监控系统中获取的车标图像,车标占比小,分辨率低,且易受拍摄环境影响,因此,车标的特征并不是非常明显,对其识别造成了一定的影响。针对这类小目标的识别,特征增强是一个很好的选择。从如何增强车标特征的角度出发,本文提出了一种特征增强策略驱动下的车标识别方法(feature enhancement based vehicle logo recognition, FE-VLR),该方法综合考虑了车标结构的左右相似性特征及车标局部显著性特性,将其与车标整体特征相融合,以进行车标的识别。

本文的创新点体现在:

- 1) 在车标特征的基础上,分析车标对称性结构特征,提取并融合车标自对称相似特征,以对车标特征进行增强,提高其独特性和可区分性;
- 2) 基于邻域块相关度进行显著区域的计算,以提取图像局部显著信息,并将其与车标整体特征融合,从而增强车标局部特征的表达,提升识别效果。

1 相关工作

1.1 基于传统特征描述的车标识别方法

基于传统特征描述的车标识别方法均基于经典的特征描述子和模式识别算法展开。

SIFT(scale-invariant feature transform)特征具有尺度不变性的优点,Psylos 等人(2012)提出了一种基于 SIFT 改进的车标识别方法 M-SIFT,通过将相似对象的关键点合并到相同的坐标和比例来提升特征的描述,提高了车标的识别率。Chen 等人(2016)考虑了空间位置信息,将 SIFT 特征与空间金字塔结合,并使用逻辑回归分类器进行分类,该方法也获得了较好的识别效果。Yu 等人(2013)和 Huang 等人(2018b)通过结合 SIFT 特征和 BOW(bag-of-words)

模型,实现了快速有效的识别。然而实际场景中获得的的车标图像,由于其分辨率低,在小样本情况下,基于 SIFT 特征的方法无法提取足够的特征点,因此难以获得理想的效果。

HOG(histogram of oriented gradient)特征可以很好地描述边缘梯度特征,在车标识别上获得了不错的表现(Llorca 等, 2013; Sun 等, 2014)。Vu 和 Caplier(2012)通过结合 HOG 和 LBP(local binary pattern)特征,提出了一种基于 POEM(patterns of oriented edge magnitudes)的识别算法,在人脸识别上获得了较好的效果。Yu 等人(2018)构建了一个来自卡口图像的具有低质量、低分辨率特点的数据集,并通过重叠块策略来增强 POEM 特征的描述力,该方法以较少的训练样本实现了车标的识别。余烨等人(2019)在 POEM 基础上增强边缘梯度特征的表达,并通过特征局部量化生成特征码本以实现特征维度的精简,在不同的数据集上都获得了不错的效果。

此外,稀疏表达理论在车标识别上也具有重要的应用,其核心思想是将要识别的样本表示为训练样本的线性稀疏组合,然后通过计算其重构误差来确定其属于哪个类别。Li 等人(2016)针对基于稀疏表示的车辆识别的计算成本高的问题,提出了一种基于优化字典和鲁棒协作表示的车辆标识识别方法,该方法有效地提升了计算速度。

为了增强特征描述,一些学者从图像的自身特性和形状、结构出发进行研究,通过分析并合理应用图像自身特点来增强车标识别效果。Burkhard 等人(2011)使用傅里叶变换来提取车标的轮廓,该方法对光线变化引起的失真不敏感,与使用 SIFT 特征提取车标信息相比,可以获得更好的效果。Peng 等人(2015)提出一种新颖的特征表示策略,它使用随机稀疏采样获得像素对,对于每个像素对,通过比较其两个像素点所在邻域的强度均值大小关系作为图像特征来描述灰度图像的分布,并采用多尺度扫描的方式对低分辨率和低质量图像进行特征提取。余烨等人(2016)考虑车标的灰度和结构信息,提出了一种基于前景—背景像素对特征的方法,该方法从前景—背景骨架区域中随机采样像素来反映实际车标成像过程中车标图案部分与背景部分的灰度明暗关系,获得了较好的识别效果,特别是在弱光照下,表现出很强的鲁棒性。

1.2 基于深度学习的车标识别方法

随着深度学习的发展,在车标识别领域,基于深度学习的方法也得到了研究者们的重视。Huang 等人(2015)引入有效的预训练策略来降低训练网络的成本,同时构建了一个车标数据集 XMU (Xiamen University Vehicle Logo Dataset),该数据集包含 10 类共 11 500 幅的车标图像,每类 1 500 幅图像,其中 1 000 幅用于训练,150 幅用于测试,该方法在其构建的数据集上达到了 99.07% 的识别率,证明了大量的训练样本可以增强车标识别的有效性和鲁棒性。Huang 等人(2017)为了降低高维数据带来的复杂性和高计算量,通过采用简单的体系结构构建了一个深层的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),该网络可减小数据维数并加速大量样本的计算,性能优于线性支持向量机(support vector machine, SVM)、LeNet-5 和 GoogleNet 等方法。Huang 等人(2018a)通过将 Faster-RCNN(region CNN)模型分别与两个不同的卷积神经网络(VGG (Visual Geometry Group)-16 和 ResNet-50)集成的策略,在其构建的车标数据集上获得了较好的鲁棒性。Soon 等人(2019)在深度卷积神经网络(deep CNN, DCNN)的基础上,通过白化变换技术来去除相邻图像像素冗余,并在 Huang 等人(2015)构建的数据集上达到了 99.13% 的识别率。

2 算法描述

2.1 算法整体思想

每个车标上,有特征明显之处,也有特征不明显

之处;每个车标本身是否为对称结构,左右半部分相似度如何,都可以作为区分车标的特征之一。

在提取车标特征时,如果仅仅考虑整体车标的单一特征描述方式,在车标种类繁多,且部分车标存在结构、纹理等相似的情况下,难以进行区分。存在一些类别的车标,其整体设计结构相似,仅有轻微的差别,但是通过车标结构的对称度可以辅助其进行较好的区分(如图 1 所示)。此外,车标图像设计紧凑,一些车标具有相同的外轮廓形状,而具有辨别性的信息大都集中在轮廓内部,这些具有辨别性的显著局部特征可以辅助进行更好的分类。基于上述分析,从对车标特征进行增强的角度出发,提出了一种特征增强策略驱动下的车标识别方法 FE-VLR。该方法在车标整体特征的基础上,考虑车标的自对称相似特征和局部显著特征,将这些特征进行融合,以对整体特征进行加强,提高特征的可区分性和独特性。

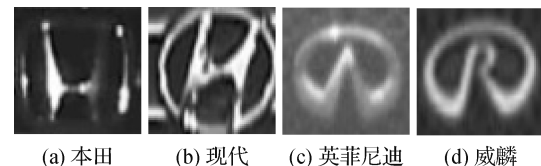


图 1 HFUT-VL 车标数据集中的一些车标图像

Fig. 1 Some images from HFUT-VL dataset

((a) HONDA; (b) HYUNDAI; (c) INFINITI; (d) RELY)

本文算法整体步骤描述如下(如图 2 所示):首先,提取车标的自对称相似特征;同时,基于车标图像,构建其金字塔模型,得到不同尺度下的车标图像;在不同尺度下,一方面,进行局部显著区域的检

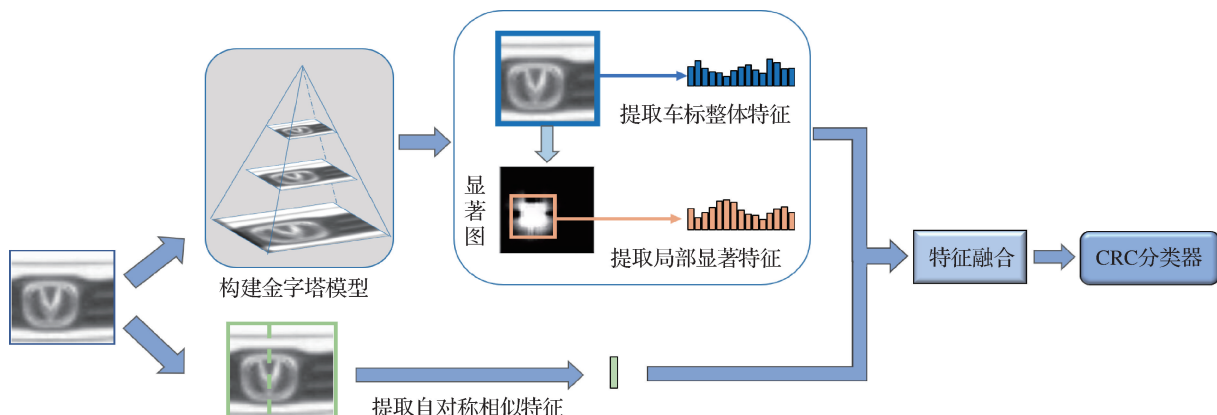


图 2 算法流程图

Fig. 2 Diagram of our algorithm

测和其特征的提取,另一方面,提取车标图像的整体特征。局部显著特征和车标整体特征均使用 HOG 特征来进行描述。将自对称相似特征、局部显著特征和车标整体特征进行融合,然后基于 CRC (collaborative representation based classification) 分类器实现车标的最终分类和识别。具体的实现细节将在后续小节中进行详细描述。

2.2 车标自对称相似特征提取

2.2.1 自对称相似特征分析

车标图像设计多样,部分车标具有对称结构,或左右两半部分具有相似性。通过对 HFUT-VL (Vehicle Logo Dataset from Hefei University of Technology) 车标数据集中 80 类常见车标进行统计后发现,对称性车标种类数接近一半,如奔驰、丰田和大众等 (如图 3(a) 所示),而左右部分具有相似性的占据 20%,如英菲尼迪、吉利和雪佛兰等 (如图 3(b) 所示)。车标图像的自对称相似度是一种有效判别信息,可以作为一种辅助信息,用于车标图像的识别。因此,本文把车标自对称相似特征作为一种辅助特征,用于对车标整体特征进行增强。



图 3 左右对称或相似的车标图像

Fig. 3 Vehicle logo images ((a) logo images with symmetrical structure; (b) logo images with similar structure between left and right part)

本文基于车标自身结构特征的相似性计算其自对称相似特征。通过滑动窗口提取图像不同局部区域的特征,然后迭代计算局部区域特征之间的最小欧氏距离,使用欧氏距离值来表达图像的自对称相似特征。距离值越小,则图像越趋于对称性结构,距离值越大,则可以认为该车标图像越趋于非对称结构。

2.2.2 自对称相似特征提取

输入一幅 $W \times H$ 的原图像,设置大小为 $m \times n$ 滑动窗口,滑动步长为 l ,在水平方向上从左向右滑

动,则滑动次数 k 计算为

$$k = \left\lfloor \frac{W - m}{l} \right\rfloor + 1 \quad (1)$$

1) 选取基准特征。对于所得的 k 个滑动窗口,在水平方向上从左至右依次选取基准特征 $f^{(i)}$, $i \in [1, \lfloor k/2 \rfloor]$ 。在第 1 次循环中首先选取第 1 个滑动窗口,并提取其 HOG 特征 $f^{(1)}$ 为基准特征。

2) 计算最小距离。将位于第 $\lfloor k/2 \rfloor$ 个滑动窗口之后的滑动窗口进行翻转,并提取其 HOG 特征,然后依次计算所得特征 $f^{(j)}$ 与基准特征的欧氏距离 $d = \text{dist}(f^{(i)}, f^{(j)})$, $j \in [\lfloor k/2 \rfloor + 1, k]$,距离值越小,则表明两个图像块之间的相似度越大。从所得距离值中选取最小距离值 D 为本次循环的自对称相似度值,即

$$D = \min[d_1, d_2, \dots, d_{\lfloor k/2 \rfloor}] \quad (2)$$

3) 计算最终自对称相似度值。依次将下一个图像块特征 $f^{(2)}$ 作为基准特征,重复步骤 2),并更新图像块的自对称相似度值。

经过多次循环后,得到最终的自对称相似度值,将其融合到图像的整体特征中以增强图像特征信息。

2.3 局部显著特征提取

与整幅车标图像的特征相比,车标中心部分区域信息密集、有效信息占比更高,其特征更具有独特性和区分性。这些区域属于局部显著区域,因此提出了一种利用图像局部显著区域信息来对车标特征进行进一步增强的方法。该方法的具体步骤描述如下:

1) 计算消除背景的车标幅值图。车标图像周围往往伴随着水平、垂直或网格状的格栅,对显著性特征检测有一定的影响。而去掉背景后的车标幅值图像,能够很好地保留车标纹理特征,有利于显著性特征检测 (Liu 等, 2015)。因此,首先计算消除背景的车标幅值图。

基于 Prewitt 边缘检测算法,对图像 I 进行水平和垂直方向的滤波,以有效消除图像中水平和垂直方向的纹理。基于式 (3) 和式 (4) 计算水平和垂直方向上的幅值图 W_1 和 W_2 , 即

$$W_1 = I \otimes P^T \otimes Q^T \quad (3)$$

$$W_2 = I \otimes P \otimes Q \quad (4)$$

式中, I 为原图像, $\otimes$ 为卷积操作, P 和 P^T 为 Prewitt

算子垂直和水平方向上的滤波模板, $P = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$, Q 为方向模板, $Q = \begin{bmatrix} -1 & 1 \end{bmatrix}$ 。

为减少图像中噪声的影响,基于 W_1 和 W_2 中能量较小的方向幅值图进行下一步的操作,即为消除背景后的车标幅值图

$$W = \begin{cases} W_1 & E(W_1) < E(W_2) \\ W_2 & E(W_1) \geq E(W_2) \end{cases} \quad (5)$$

式中,计算车标幅值图的整体能量值 E 为

$$E(W) = \sqrt{\sum W_{ij}^2} \quad (6)$$

式中, W_{ij} 为像素点的幅值。

图4显示了车标图像以及提取车标幅值图的过程。图4(a)为原车标图像;图4(b)为对应的 Prewitt 水平滤波图像;图4(c)为对应的 Prewitt 垂直滤波图像;图4(d)、(e)和(f)分别对应水平方向、垂直方向和最终的幅值图。从图4可以看出,所获得的车标幅值图可以保留车标的纹理特征,同时有效地去除了背景,减少了栅格等背景纹理的影响。

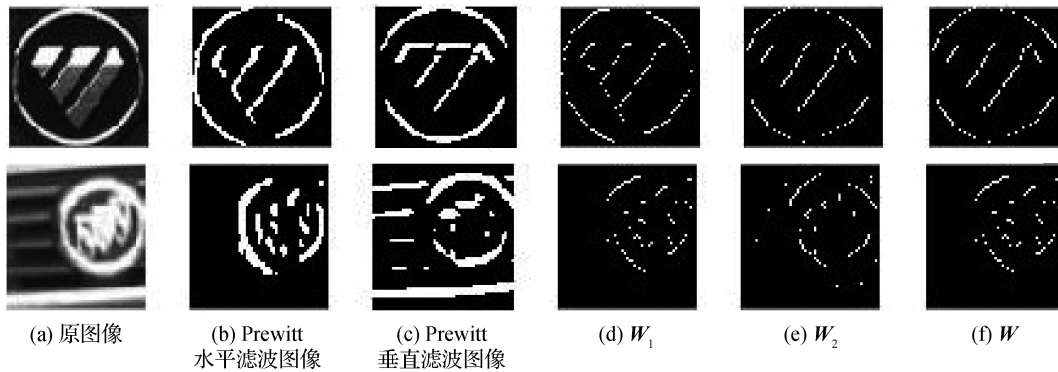


图4 消除车标周围背景

Fig.4 Eliminate the background around the car logo ((a)original images; (b)horizontally Prewitt filtered images; (c)vertically Prewitt filtered images; (d) W_1 ; (e) W_2 ; (f) W)

2) 计算显著性图。邻域块可以很好地帮助分析图像局部区域的特征。设 $g = (x, y)$ 为图像 W 中的像素点,取以此像素点为中心,大小为 $n \times n$ 的方形区域,记为该点的邻域块 $p(g)$ 。计算邻域块的块强度为

$$T(p(g)) = \sqrt{\sum_{(i,j) \in p(g)} W_{ij}^2} \quad (7)$$

通过计算每个像素点的块强度获得整幅图像的

强度图 T 如图5(b)所示。强度大小可以反映特征的显著性,强度越大则显著性越强。显著性区域内包含多个邻域块,而邻域块之间的距离和相似度也可以反映出不同邻域块同属于显著性区域的可能性。邻域块之间的距离越小,相似度越大,则邻域块位于显著区域内的可能性越大。基于块相关度进行显著性区域提取步骤如下:

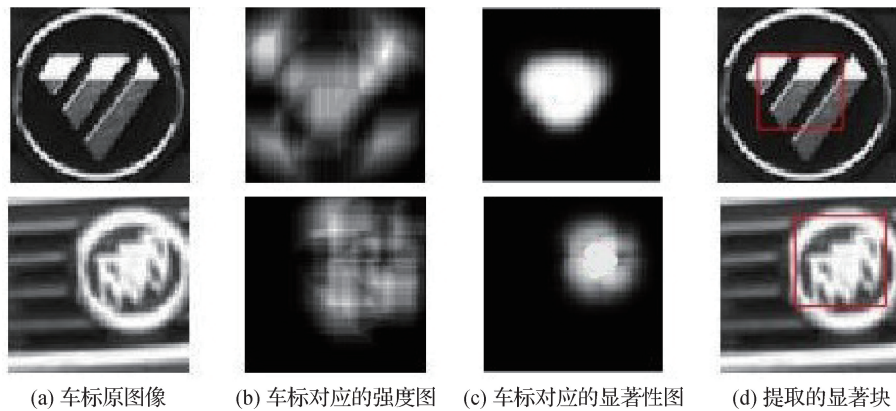


图5 车标原图及对应的强度图与显著图

Fig.5 The original image of the vehicle logo and the corresponding intensity map and saliency map ((a) original images; (b)intensity maps; (c) saliency maps; (d) saliency blocks)

首先,计算强度图 T 的质心位置,其可以反映密集特征的中心位置。计算为

$$M_x = \frac{\sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^h x \cdot T(x,y)}{\sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^h T(x,y)} \quad (8)$$

$$M_y = \frac{\sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^h y \cdot T(x,y)}{\sum_{x=1}^w \sum_{y=1}^h T(x,y)} \quad (9)$$

式中, w 和 h 为强度图的宽和高, $T(x,y)$ 为 (x,y) 位置处对应的强度值。

然后,以质心 $g_0 = (M_x, M_y)$ 位置的邻域块为基准,通过距离公式计算其他位置邻域块与其之间的相似度 s 和位置距离 d ,并得到对应的相关度 f 。计算为

$$s = |T(g) - T(g_0)|^2 \quad (10)$$

$$d = \frac{(x - M_x)^2 + (y - M_y)^2}{\lambda} \quad (11)$$

$$f(g, g_0) = \frac{T(p(g))}{e^{(d+s)}} \quad (12)$$

式中,距离控制变量 λ 与图像的宽和高相关,本文在实验中设置其值为图像面积的 0.01 倍。最终像素点 g 处的显著性特征值

$$R(g) = 1 - \exp(-k \cdot f(g, g_0)) \quad (13)$$

式中,显著性控制变量 k 为 20。

基于上述过程获得的车标显著性图如图 5(c) 所示。将显著块区域映射到车标图像上,可以提取其显著块信息。本文使用 HOG 特征来进行显著块的描述,即为局部显著特征。并将局部显著特征、车标整体特征和自对称相似特征进行融合,以对车标整体特征进行增强。

2.4 特征融合与车标识别

特征融合过程如图 6 所示。针对金字塔的每一层,拼接该层下获得的局部显著特征和车标图像整体特征。将每层金字塔的上述特征再进行拼接,最后与自相似特征进行拼接,获得最终的特征向量。

在得到图像的最终特征之后,本文结合不同的分类器进行实验。其中,基于协同表示的分类器 CRC 是一种快速有效、适用小训练样本情况的分类器。该分类器在稀疏表示的基础上进行改进,通过正则化最小二乘法来高效求解,并使用样本字典中所有样本协同编码来表示预测样本,从而借助不同

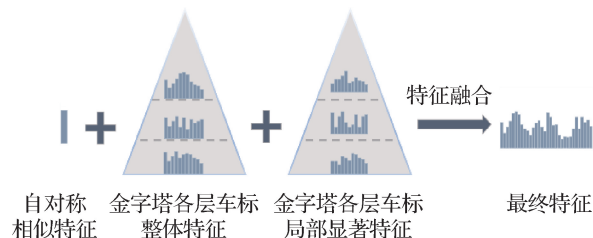


图 6 特征融合方式

Fig. 6 The process of feature fusion

类别车标之间同一属性的差异来提高识别率。因此,本文采用 CRC 作为车标识别的分类器。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境与实验数据集

硬件环境: Intel Core i7-3770、24 GB RAM; 软件环境: Windows10 操作系统、MATLAB R2018a 开发平台。

本文基于公开的 HFUT-VL (Vehicle Logo Dataset from Hefei University of Technology) 和 XMU (Xiamen University Vehicle Logo Dataset) 车标数据集开展实验。HFUT-VL 为 Yu 等人 (2018) 构建的车标数据集,包含 80 类国内道路上常见车标图像,每类各有 200 幅。HFUT-VL 来自于实际道路卡口图像,可以真实地表达受到各种外界因素影响的图像质量,图像大小为 64×64 像素, dpi (dots per inch) 低于 100,具有低质量、低分辨率的特点。与大多数现有的车标数据集相比,该数据集车标类别更多,能够验证车标识别方法的性能,数据集中的部分图像如图 7 所示。

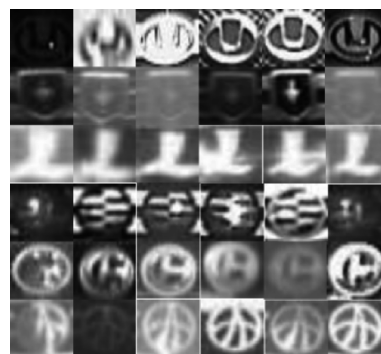


图 7 HFUT-VL 车标数据集中的部分样本

Fig. 7 Samples from HFUT-VL dataset

XMU 为 Huang 等人 (2015) 构建的车标数据

集,共包含10类热门车标图像,其中训练集单类1000幅图像,测试集单类150幅图像。XMU数据集中的车标图像通过自动检测与定位的方法获得,为了模拟各种噪声效果,车标图像被各种失真(光照、旋转和不同种类的噪声)处理。虽然XMU数据集在车标种类上具有局限性,但图像中各种噪声和光照的问题可以很好地验证车标识别算法的鲁棒性,数据集中的部分图像如图8所示。



图8 XMU车标数据集中的部分样本

Fig.8 Samples from XMU vehicle logo dataset

3.2 特征的有效性分析

为了验证自对称相似特征和局部显著特征的有效性,进行消融实验。

首先,在不同的训练样本数下,在车标整体特征上融合自对称相似特征,如图9所示,车标的识别率均得到了一定的提升。这说明车标图像的自对称相似特征可以对整体特征进行增强。需要说明的是,图像的自对称相似特征只有1维,不会造成图像特征过大和识别速度降低。

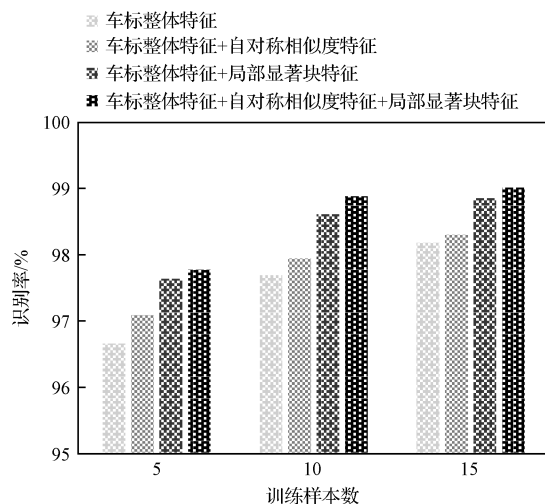


图9 自对称相似特征对车标识别的影响

Fig.9 Influence of self-symmetrical similarity characteristics on vehicle logo recognition

然后,在车标整体特征上融合局部显著特征,从图9可以看出,与仅使用车标整体特征相比,此时的识别率有了明显的提升。这是因为车标局部显著区域中包含了丰富的特征,可以有效地对车标整体特征进行增强。

最后,在车标整体特征上融合自对称相似特征和局部显著特征,结果表明其识别率最高,在仅有5幅训练样本下可以达到97.78%的识别率,而在15幅训练样本时识别率可以达到99.01%,实现了在小样本下的高准确率识别。这表明上述3种特征是可以互补的,其融合能有效地增强车标特征,提升车标的识别率。

3.3 分类器的有效性分析

对使用不同分类器的识别结果进行了对比和分析,结果如表1所示。从实验结果可以看出,在训练样本数量较少的情况下,CRC分类器由于其协同性表现出一定的优势,在训练样本数低于20时,其识别率高于KNN(K-nearest neighbors)和SVM分类器。而当样本数量增加时,由于数据集中各类样本数量均衡,KNN分类器表现得更加有效。SVM分类器也能达到较好的识别率,但在小训练样本情况下,其稍微弱于CRC分类器,而在样本数较多时,其稍弱于KNN分类器。因为本文主要考虑小样本情况下的车标分类问题,因此,最终选择了CRC分类器。

表1 不同分类器的比较

Table 1 Comparison of different classifiers

训练样本数/幅	/%		
	KNN	SVM	CRC
5	97.68	97.75	97.78
10	98.69	98.79	98.88
15	98.94	98.9	99.01
20	99.22	98.79	99.10
30	99.35	99.07	99.13
50	99.47	99.30	99.43
100	99.70	99.45	99.45

注:加粗字体表示最优结果。

3.4 实验结果比较

3.4.1 基于HFUT-VL数据集的实验结果比较

为验证FE-VLR算法在车标识别上的有效性,将其与其他一些已有的车标识别方法进行了对比,

包括 HOG + SVM (Llorca 等, 2013)、SIFT + LCC (local coordinate coding) (Ou 等, 2014)、OE-POEM (overlapping enhanced patterns of oriented edge magnitudes) (Yu 等, 2018), 与上述车标识别方法的比较结果如表 2 所示。从表 2 中可以看出, FE-VLR 的识别率优于其他的一些车标识别方法, 尤其是当训练样本较少(在 5 幅以下)时, 该方法的优越性更加明显。

为进一步说明本文方法的有效性, 也与其他一些基于深度学习的方法进行了比较。在样本较少时, 深度学习的方法不能得到充足的训练, 无法获得较好的表现。在样本数逐渐增多的情况下, 虽然基于深度学习的方法识别率会明显增加, 但是本文方法的表现也并不差。从表 3 中可以看出, 当训练样本数逐步增加时, 本文方法的识别率仍然高于基于深度学习的方法。

表 2 本文方法与其他方法在 HFUT-VL 数据集上的对比
Table 2 Comparison of our method with other algorithms on HFUT-VL dataset

算法	训练样本数/幅					/%
	3	4	5	10	20	
HOG + SVM	92.20	92.80	92.40	95.0	96.7	
SIFT + LCC	67.03	70.11	74.52	84.3	89.6	
OE-POEM	96.30	97.01	97.30	98.4	98.9	
FE-VLR	97.29	97.49	97.78	98.88	99.1	

注: 加粗字体表示每列最优结果。

表 3 本文方法与深度学习方法在 HFUT-VL 数据集上的比较
Table 3 Comparison of our method with other deep learning algorithms on HFUT-VL dataset

算法	训练样本数/幅						/%
	5	10	30	50	100	150	
SeNet-154	71.34	85.48	93.14	95.30	96.80	98.93	
ResNet50	72.37	82.41	93.13	96.20	98.38	98.97	
darknet53	73.71	83.18	94.06	96.16	96.28	99.23	
FE-VLR	97.78	98.88	99.13	99.43	99.45	99.467	

注: 加粗字体表示每列最优结果。

3.4.2 基于 XMU 数据集的实验结果比较

XMU 数据集与 HFUT-VL 数据集的区别为, 种

类少, 仅有 10 类, 但是每类的样本数量多。为验证 FE-VLR 方法的鲁棒性, 在 XMU 数据集上也开展了对比实验, 实验结果如表 4 和表 5 所示。

表 4 本文方法与其他方法在 XMU 车标数据集上的比较
Table 4 Comparison of our method with other algorithms on XMU vehicle logo dataset

算法	训练样本数/幅						/%
	5	10	15	20	30	50	
HOG + SVM	49.85	63.24	67.36	72.14	80.87	90.27	
SIFT + LCC	48.39	60.43	68.06	74.83	79.86	86.40	
OE-POEM	64.11	78.54	84.48	87.26	92.06	96.40	
FE-VLR	72.89	87.82	91.69	93.01	95.32	97.74	

注: 加粗字体表示每列最优结果。

表 5 本文方法与深度学习方法在 XMU 车标数据集上的比较

Table 5 Comparison of our method with other deep learning algorithms on XMU vehicle logo dataset

算法	训练样本数/幅						/%
	5	10	30	50	100	150	
SeNet-154	48.41	70.75	94.31	98.66	99.57	99.82	
ResNet50	39.94	71.14	94.89	97.42	99.92	99.88	
darknet53	38.62	63.76	95.30	98.18	99.81	99.89	
FE-VLR	72.89	87.82	95.32	97.74	98.98	98.25	

注: 加粗字体表示每列最优结果。

如表 4 所示, 在 XMU 车标数据集上, 当训练样本数增加时, 本文方法的识别率逐渐增加。在小训练样本情况下, 本文方法的识别率表现最好。尤其是在 20 幅训练样本及以下, 本文方法的识别率与具有较好表现的 OE-POEM 算法相比平均提升了 6.5%。随着训练样本的增加, 在 50 幅样本时, 识别率可以达到 97.74%, 验证了本文方法的鲁棒性。

表 5 为 FE-VLR 与基于深度学习方法在 XMU 数据集上的实验结果。显然, 基于深度学习的方法在小样本下的表现非常差, 很难满足实际情况下的车标识别应用需要。而本文基于特征增强的方法在小样本下具有极大的优势, 可以获得较高的识别率。虽然当样本数达到 50 以上时, 基于深度学习的方法其识别率要高于 FE-VLR, 但 FE-VLR 的表现也不

弱。综上,在小样本情况下,FE-VLR 算法比基于深度学习的一些车标识别方法更符合实际需要。

4 结 论

在综合考虑车标的对称结构特征、局部显著性特征的基础上,将车标的自对称相似特征和局部显著特征与车标整体特征相融合,提出了一种特征增强策略驱动下的车标识别方法 FE-VLR。在对车标的左右对称或相似特征进行分析的基础上,通过计算图像块的欧氏距离获得其相似度值,用来对相似度特征进行表示。在对车标局部显著特征进行分析的基础上,通过基于邻域块相关度的显著区域计算方法来获取局部显著区域,并用 HOG 特征来表示显著块的特征。最后,通过特征融合,对车标图像的整体特征进行增强,并基于 CRC 分类器进行最终车标的分类识别。在公开的 HFUT-VL 和 XMU 数据集上对实验结果进行分析,实验结果表明,在小样本情况下,FE-VLR 的识别率高于其他已有的一些车标识别方法,且优于一些基于深度学习模型的识别方法。

在实际的智能交通系统中,即使是识别率的微小提升也能带来非常大的经济和社会价值,而在小样本情况下,如何获得高的识别率仍然具有很大的挑战。如何在确保识别速度的同时,进一步提高车标识别算法在低质量图像上的识别率,将是未来研究的聚焦点。

参考文献 (References)

- Burkhard T, Minich A J and Li C. 2011. Vehicle logo recognition and classification: feature descriptors vs. shape descriptors [EB/OL]. [2021-04-23]. https://stacks.stanford.edu/file/druid:my512gb2187/Burkhard_Li_Minich_Automated_Vehicle_Identification.pdf
- Chen R, Hawes M B and Mihaylova L. 2016. Vehicle logo recognition by spatial-SIFT combined with logistic regression [EB/OL]. [2020-06-01]. <http://eprints.whiterose.ac.uk/99743/1/PID4139805.pdf>
- Huang C X, Liang B B, Li W and Han S C. 2017. A convolutional neural network architecture for vehicle logo recognition//Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Unmanned Systems (ICUS). Beijing, China; IEEE; 282-287 [DOI: 10.1109/ICUS.2017.8278355]
- Huang Y, Wu R W, Sun Y, Wang W and Ding X H. 2015. Vehicle logo recognition system based on convolutional neural networks with a pretraining strategy. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 16 (4): 1951-1960 [DOI: 10.1109/TITS.2014.2387069]
- Huang Z J, Fu M X, Ni K L, Sun H and Sun S L. 2018a. Recognition of vehicle-logo based on faster-RCNN//Proceedings of the 4th International Conference on Signal and Information Processing, Networking and Computers. Yuzhou, China; Springer; 75-83 [DOI: 10.1007/978-981-13-1733-0_10]
- Huang Z L, Lu X B and Chen C. 2018b. A vehicle logo recognition method based on improved SIFT feature and bag-of-words model//Proceedings Volume 10806, 10th International Conference on Digital Image Processing (ICDIP 2018). Shanghai, China; SPIE; 545-551 [DOI: 10.1117/12.2502972]
- Li X Y, Teng H and Cao M M. 2016. Vehicle logo recognition based on optimized dictionary and robust collaborative representation//Proceedings of 2016 International Conference on Information Engineering and Communications Technology. Shanghai, China; Adv Sci Res Ctr; 132-137 [DOI: 10.12783/dtetr/ieet2016/3726]
- Liu H M, Huang Z C and Talab A M A. 2015. Patch-based vehicle logo detection with patch intensity and weight matrix. Journal of Central South University, 22 (12): 4679-4686 [DOI: 10.1007/s11771-015-3018-4]
- Llorca D F, Arroyo R and Sotelo M A. 2013. Vehicle logo recognition in traffic images using HOG features and SVM//Proceedings of the 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems. The Hague, Netherlands; IEEE; 2229-2234 [DOI: 10.1109/ITSC.2013.6728559]
- Ou Y C, Zheng H C, Chen S Y and Chen J T. 2014. Vehicle logo recognition based on a weighted spatial pyramid framework//Proceedings of 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). Qingdao, China; IEEE; 1238-1244 [doi: 10.1109/ITSC.2014.6957857]
- Peng H Y, Wang X, Wang H Y and Yang W W. 2015. Recognition of low-resolution logos in vehicle images based on statistical random sparse distribution. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 16(2): 681-691 [DOI: 10.1109/TITS.2014.2336675]
- Psyllos A, Anagnostopoulos C N and Kayafas E. 2012. M-SIFT: a new method for vehicle logo recognition//Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Vehicular Electronics and Safety. Istanbul, Turkey; IEEE; 261-266 [DOI: 10.1109/ICVES.2012.6294277]
- Soon F C, Khaw H Y, Chuah J H and Kanesan J. 2019. Vehicle logo recognition using whitening transformation and deep learning. Signal, Image and Video Processing, 13 (1): 111-119 [DOI: 10.1007/s11760-018-1335-4]
- Sun Q, Lu X B, Chen L and Hu H H. 2014. An improved vehicle logo recognition method for road surveillance images//Proceedings of the 7th International Symposium on Computational Intelligence and Design. Hangzhou, China; IEEE; 373-376 [DOI: 10.1109/ISCID.2014.12]

- Vu N S and Caplier A. 2012. Enhanced patterns of oriented edge magnitudes for face recognition and image matching. *IEEE Transactions on Image Processing*, 21(3): 1352-1365 [DOI: 10.1109/TIP.2011.2166974]
- Yu S Y, Zheng S B, Yang H and Liang L F. 2013. Vehicle logo recognition based on bag-of-words//*Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance*. Krakow, Poland: IEEE: 353-358 [DOI: 10.1109/AVSS.2013.6636665]
- Yu Y, Nie Z X, Jin Q and Wang J M. 2016. Vehicle logo recognition based on randomly sampled pixel-pair feature from foreground-background skeleton areas. *Journal of Image and Graphics*, 21(10): 1348-1356 (余烨, 聂振兴, 金强, 王江明. 2016. 前背景骨架区域随机点对策略驱动下的车标识别方法. *中国图象图形学报*, 21(10): 1348-1356) [DOI: 10.11834/jig.20161009]
- Yu Y, Wang J, Lu J T, Xie Y and Nie Z X. 2018. Vehicle logo recognition based on overlapping enhanced patterns of oriented edge magnitudes. *Computers and Electrical Engineering*, 71: 273-283 [DOI: 10.1016/j.compeleceng.2018.07.045]
- Yu Y, Xu J T, He M X and Lu Q. 2019. Vehicle logo recognition based on local quantization of enhanced edge gradient features. *Journal of Image and Graphics*, 24(9): 1458-1471 (余烨, 徐京涛, 贺敏雪, 路强. 2019. 增强边缘梯度特征局部量化策略驱动下的车标识别. *中国图象图形学报*, 24(9): 1458-1471) [DOI: 10.11834/jig.180638]

作者简介



贺敏雪, 1995年生, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉。

E-mail: minxuehe@qq.com



余烨, 通信作者, 女, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、虚拟现实与可视化。

E-mail: yuye@hfut.edu.cn

程茹秋, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、图像/视频质量检测。E-mail: 1269130224@qq.com