



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

中国图象学报 图形学报

2022
08
VOL.27

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



工业低纹理目标检测 P2418



第27卷第8期（总第316期）
2022年8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》编辑出版委员会
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@aircas.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

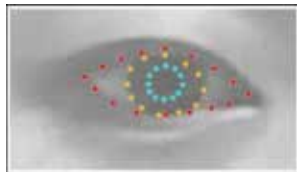
Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board 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@aircas.ac.cn
Telephone 010-58887035
Website www.cjig.cn

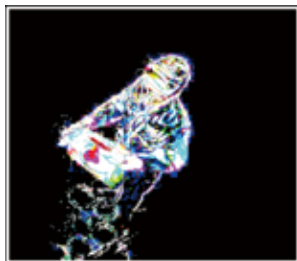
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

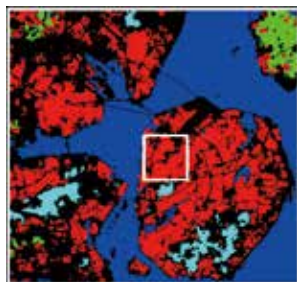
国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



自然光普通摄像头的眼部分割及特征点定位数据集ESLD (第2329页)



双视图三维卷积网络的工业装箱行为识别(第2368页)



多源特征自适应融合网络的高分遥感影像语义分割(第2516页)

综述

虚拟现实图像客观质量评价研究进展

周玉, 汪一, 李雷达, 高陈强, 卢兆林 2313

数据集论文

自然光普通摄像头的眼部分割及特征点定位数据集ESLD

张俊杰, 孙光民, 郑鲲, 李煜, 付晓辉, 慈康怡, 申俊杰, 孟凡超, 孔江萍, 张玥 2329

图像处理和编码

双尺度顺序填充的深度图像修复

陈东岳, 朱晓明, 马腾, 宋园园, 贾同 2344

二维码位流长度最小化算法

袁泰凌, 徐昆 2356

图像分析和识别

双视图三维卷积网络的工业装箱行为识别

胡海洋, 潘健, 李忠金 2368

面向航拍图像中工程车辆检测与识别的改进胶囊网络

钟映春, 郑海阳, 张文祥, 王波, 罗志勇 2380

用于骨架行为识别的多维特征融合注意力机制

姜权晏, 吴小俊, 徐天阳 2391

高性能整数倍稀疏网络行为识别研究

臧影, 刘天娇, 赵曙光, 杨东升 2404

面向工业零件分拣系统的低纹理目标检测

闫明, 陶大鹏, 普园媛 2418

融合策略优选和双注意力的单阶段目标检测

戴坤, 许立波, 黄世旸, 李鉴铃 2430

融合视觉词与自注意力机制的视频目标分割

季传俊, 陈亚当, 车洵 2444

基于Gaussian-Hermite矩的旋转运动模糊不变量

郭锐, 贾丽, 郝宏翔, 墨瀚林, 李华 2458

图像理解和计算机视觉

RGB-D语义分割: 深度信息的选择使用

赵经阳, 余昌黔, 桑农 2473

自纠正噪声标签的人脸美丽预测

甘俊英, 吴必诚, 翟懿奎, 何国辉, 麦超云, 白振峰 2487

面向非对称特征注意力和特征融合的太赫兹图像检测

曾文健, 朱艳, 沈韬, 曾凯, 刘英莉 2496

面向纹理平滑的方向性滤波尺度预测模型

林俊彦, 刘春晓, 章金凯, 李泓易 2506

遥感图像处理

多源特征自适应融合网络的高分遥感影像语义分割

张文凯, 刘文杰, 孙显, 许光奎, 付琨 2516

结合上下文编码与特征融合的SAR图像分割

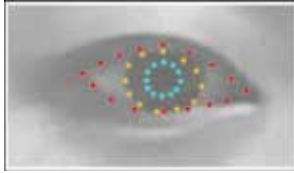
范艺华, 董张玉, 杨学志 2527

一阶全卷积遥感影像倾斜目标检测

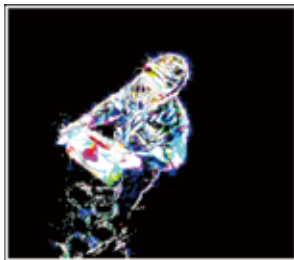
周院, 杨庆庆, 马强, 薛博维, 孔祥楠 2537

CONTENTS

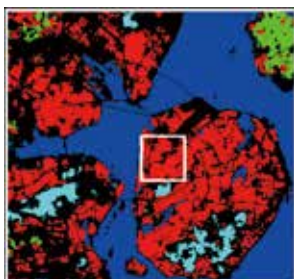
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



ESLD: eyes segment and landmark detection in the wild (P2329)



Dual-view 3D ConvNets based industrial packing action recognition(P2368)



Multi-source features adaptation fusion network for semantic segmentation in high-resolution remote sensing images(P2516)

Review

Research progress in objective quality evaluation of virtual reality images

Zhou Yu, Wang Yi, Li Leida, Gao Chenqiang, Lu Zhaolin 2313

Dataset

ESLD: eyes segment and landmark detection in the wild

Zhang Junjie, Sun Guangmin, Zheng Kun, Li Yu, Fu Xiaohui, Ci Kangyi, Shen Junjie, Meng Fanchao, Kong Jiangping, Zhang Yue 2329

Image Processing and Coding

Depth image recovery based on dual-scale sequential optimized filling

Chen Dongyue, Zhu Xiaoming, Ma Teng, Song Yuanyuan, Jia Tong 2344

Minimization of bit stream length of QR codes

Yuan Tailing, Xu Kun 2356

Image Analysis and Recognition

Dual-view 3D ConvNets based industrial packing action recognition

Hu Haiyang, Pan Jian, Li Zhongjin 2368

Improved capsule network method for engineering vehicles detection and recognition in aerial images

Zhong Yingchun, Zheng Haiyang, Zhang Wenxiang, Wang Bo, Luo Zhiyong 2380

M2FA: multi-dimensional feature fusion attention mechanism for skeleton-based action recognition

Jiang Quanyan, Wu Xiaojun, Xu Tianyang 2391

Action recognition analysis derived of integer sparse network

Zang Ying, Liu Tianjiao, Zhao Shuguang, Yang Dongsheng 2404

Texture-less object detection method for industrial components picking system

Yan Ming, Tao Dapeng, Pu Yuanyuan 2418

Single stage object detection algorithm based on fusing strategy optimization selection and dual attention mechanism

Dai Kun, Xu Libo, Huang Shiyang, Li Yunling 2430

Visual words and self-attention mechanism fusion based video object segmentation method

Ji Chuanjun, Chen Yadang, Che Xun 2444

Rotational motion blur invariants based on Gaussian-Hermite moments

Guo Rui, Jia Li, Hao Hongxiang, Mo Hanlin, Li Hua 2458

Image Understanding and Computer Vision

RGB-D semantic segmentation: depth information selection

Zhao Jingyang, Yu Changqian, Sang Nong 2473

Self-correcting noise labels for facial beauty prediction

Gan Junying, Wu Bicheng, Zhai Yikui, He Guohui, Mai Chaoyun, Bai Zhenfeng 2487

Terahertz image detection combining asymmetric feature attention and feature fusion

Zeng Wenjian, Zhu Yan, Shen Tao, Zeng Kai, Liu Yingli 2496

Texture-smoothing-oriented directional filtering scales-predicting model

Lin Junyan, Liu Chunxiao, Zhang Jinkai, Li Hongyi 2506

Remote Sensing Image Processing

Multi-source features adaptation fusion network for semantic segmentation in high-resolution remote sensing images

Zhang Wenkai, Liu Wenjie, Sun Xian, Xu Guangluan, Fu Kun 2516

The integrated contextual encoding and feature fusion SAR images segmentation method

Fan Yihua, Dong Zhangyu, Yang Xuezhi 2527

Improved one-stage fully convolutional network for oblique object detection in remote sensing imagery

Zhou Yuan, Yang Qingqing, Ma Qiang, Xue Bowei, Kong Xiangnan 2537

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2022)08-2380-11

论文引用格式: Zhong Y C, Zheng H Y, Zhang W X, Wang B and Luo Z Y. 2022. Improved capsule network method for engineering vehicles detection and recognition in aerial images. Journal of Image and Graphics, 27(08): 2380-2390 (钟映春, 郑海阳, 张文祥, 王波, 罗志勇. 2022. 面向航拍图像中工程车辆检测与识别的改进胶囊网络. 中国图象图形学报, 27(08): 2380-2390) [DOI:10.11834/jig.210164]

面向航拍图像中工程车辆检测与识别的改进胶囊网络

钟映春¹, 郑海阳^{1*}, 张文祥¹, 王波², 罗志勇³

1. 广东工业大学自动化学院, 广州 510006; 2. 广东省机械技师学院机电工程系, 广州 510450;
3. 广州市优飞信息科技有限公司, 广州 510630

摘要: **目的** 利用无人机(unmanned aerial vehicle, UAV)巡检识别航拍图像中的工程车辆对于减少电力安全事故的发生具有重要意义。采用人工提取特征的经典模式识别方法或YOLOv5(you only look once v5)等深度学习算法识别无人机电力巡检航拍图像中的工程车辆,存在识别准确率低、模型参数规模大等问题。针对上述问题,提出一种改进的胶囊网络识别航拍图像中的工程车辆。**方法** 采用多层密集连接型方法改进原始胶囊网络结构,以提取图像中工程车辆更多的特征;改进了胶囊网络的动态路由方法,以提高胶囊网络的抗干扰能力;探索了网络层数和动态路由算法中关键参数对识别准确率的影响,以找到识别准确率最高时的参数。**结果** 实验结果表明:1)在所采用的算法模型中,本文方法的平均识别率(mean average precision, mAP)达到94.56%,明显高于其他方法。2)网络层数对识别准确率有很大影响,但二者之间并非单调线性关系。在本文的应用场景中,5层胶囊网络的识别准确率最高;此外,动态路由算法改进与否并不会影响识别准确率跟随网络层数的变化趋势。3)胶囊网络层数增加会降低识别效率,但是并不会明显增加参数规模,且参数规模与mAP无明显关联。**结论** 本文方法在获得较高识别准确率的同时具有参数规模较小的特点,为无人机在机载端识别目标物奠定了基础。

关键词: 无人机航拍图像;工程车辆识别;胶囊网络;动态路由算法;密集连接型网络

Improved capsule network method for engineering vehicles detection and recognition in aerial images

Zhong Yingchun¹, Zheng Haiyang^{1*}, Zhang Wenxiang¹, Wang Bo², Luo Zhiyong³

1. School of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;
2. Department of Electro-Mechanical Engineering, Guangdong Machinery Technician College, Guangzhou 510450, China;
3. Guangzhou Ufly Technology Co., Ltd., Guangzhou 510630, China

Abstract: **Objective** Electrical power lines construction, plays an important role in the urban development, especially the high-voltage power lines. Engineering vehicles are composed of excavators and wheeled cranes contexts, which are used in construction sites. If the engineering vehicle is working on site surrounding the high-voltage power line, its bucket or boom would probably enter the high-voltage breakdown range when they are lifted, which is very easy to result in accidents such

收稿日期:2021-03-16;修回日期:2021-05-25;预印本日期:2021-06-01

*通信作者:郑海阳 2444019386@qq.com

基金项目:广东省自然科学基金项目(2018A0303130137);国家自然科学基金项目(61975248);广州市科技计划项目(202007040004)

Supported by: Natural Science Foundation of Guangdong Province, China(2018A0303130137); National Natural Science Foundation of China(61975248); Guangzhou Science and Technology Program, Guangdong Province, China(202007040004)

as short circuit breakdowns. So, it is necessary to find out the adequate engineering vehicles working scenario near high-voltage power line. The multiple rotors unmanned aerial vehicle (UAV) is widely used to acquire amounts of aerial images for power lines inspection. The engineering vehicle information should be recognized from these aerial images manually in common. The classical pattern recognition methods and some deep learning models like you only look once version 5 (YOLOv5) has been challenged to some issues of recognizing the engineering vehicle in acquired aerial image, such as inefficiency and inaccuracy. The classical pattern recognition method needs to manually extract the features. Some deep learning models usually have large parameter scale and complex network structure, and are not accurate enough while the training set is small. In order to solve these problems, our research demonstrated an improved capsule network model to recognize engineering vehicles from aerial images. Capsule network improvement is mainly on the two aspects as mentioned below: one is to improve the network structure of the capsule network model, and the other one is to improve the dynamic routing algorithm of the capsule network. **Method** First, we built up an image dataset, which includes 1 890 aerial images in total. The dataset is then separated into training set and testing set at a ratio of 4 : 1. Next, we improved the network structure of capsule network through a multi-layer densely connected method to extract more features of the engineering vehicle from the image, named improved model No. 1. The multi-layer densely connected capsule network has 3 layers, 5 layers or 7 layers probably. Third, we facilitated the dynamic routing method of the capsule network by replacing the softmax function with the leaky-softmax function to improve the anti-interference performance of the capsule network, named improved model No. 2. We named the model with multi-layer densely connected network and the leaky-softmax function as the improved model No. 3. Fourth, we embedded several key parameters on those models. The key parameters are related to the number of layers in the capsule network, the routing coefficient and squeeze coefficient in the dynamic routing algorithm. **Result** The aim of first group of experiments is to validate whether the two improved approaches are effective or not. We compared the mean average precision (mAP) of the original capsule network model with improvement model No. 1, improvement model No. 2 and improvement model No. 3. All models use the 3-layer densely connected capsule network. Our experimental results illustrate that the mAP of the improvement model No. 1 is 91.70%, and the mAP of the model with improvement No. 2 is 90.01%, which are 2.21% and 0.54% each better than the original capsule network. The improvement model No. 3 further improves the recognition accuracy, whose mAP reaching 92.10%. The aim of second group of experiments is to classify the issue of the number of network layers influence the mAP of those models. The experimental results demonstrate that the number of network layers influences the mAP greatly. When the number of network layers is small, the mAP increases while the number of network layers increasing. After a peak mAP of recognition shown, the mAP often decreases while the number of network layers increasing. So, their relationship is non-monotonic and nonlinear. In the application case, a 5-layer capsule network has the best recognition mAP. Additionally, the various trends of mAP are not affected by the improvement of dynamic routing algorithm. Furthermore, the efficiency of those improved models all decreased dramatically while the number of capsule network layers increase. And the parameter volume of those improved models is not obviously various, which means that the volume of parameter is irrelevant to the target recognition precision. The aim of third group of experiments is to find out the optimal model with appropriate routing coefficient and squeeze coefficient. This group of experimental results show that the mAP of 5-layer densely connected capsule network reaches up to 94.56% while the routing coefficient is 5 and the squeeze coefficient is 1, which is an increase of 5.07% compared to the original capsule network. Meanwhile, the parameter volume of this optimal model is close to original model. Therefore, this optimal model has quite qualified mAP and small parameter volume. The aim of fourth group of experiments is to compare the performance of optimal model with other models. This kind of result shows that our optimal model is better than the classical pattern recognition model and YOLOv5x model in mAP, and the parameter volume of the optimal model is smaller. **Conclusion** Our research harnessed two approaches to improve the capsule network model for the engineering vehicles recognition derived of UAV aerial images. Our demonstrated experiments illustrate that this improved model has the small parameter volume and quite good recognizing precision, which is very significant for the UAV to recognize the airborne target information.

Key words: aerial image of unmanned aerial vehicle (UAV); recognition of engineering vehicle; capsule network; dynamic routing algorithm; densely connected network

0 引言

电网安全运行对于国家和社会都具有极为重要的意义,对输电线路进行巡检是确保电网安全的关键措施之一(闫春江等,2018)。近年来,为了提高巡检效率和人员的安全性,广泛采用无人机进行电力输电线的巡检。

工程车辆是包括挖掘机、起重机等在内的大型机械,这些车辆在施工现场得到广泛应用。当工程车辆在高压输电线路下方或附近进行施工时,由于经常需要举升挖斗或起重臂,极有可能出现挖斗或起重臂进入电网安全距离的情况,引起击穿短路等安全事故。为了防止这类情况的发生,非常有必要对无人机航拍图像中在高压输电线路附近作业的工程车辆进行准确识别,以尽早给出预警信号。

目前对图像中工程车辆的识别方法主要包括经典模式识别方法和深度学习方法(武金婷等,2019)。在经典模式识别方法中,邵宇等人(2013)提出了一种基于视频序列的工程车辆识别算法,结合方向梯度直方图(histogram of oriented gradients, HOG)和支持向量机(support vector machine, SVM)来对智能监控中的工程车辆进行识别,张全发等人(2013)则在此基础上提出使用 Hough 变换直线检测的方法来提高对智能监控中工程车辆的检测率,但是这种方法只有在背景环境较为单一的条件下才能够保证较高的识别准确率。在深度学习方法方面,闫春江等人(2018)将 PBAS(pixel-based adaptive segmenter)算法和 VGGNet-16(Visual Geometry Group network-16)网络模型相结合,提出一种基于深度学习的工程车辆入侵的检测方法,能够在提高检测速度的同时保持较高的检测准确率,但是对于背景比较复杂的场景,依旧存在一定的漏检率。目前关于无人机航拍图像中工程车辆识别的研究甚为罕见。Zhang 等人(2018)提出使用 Faster R-CNN(faster region-convolutional neural network)来对无人机航拍图像中的工程车辆进行识别,该方法能够实现较好的目标识别准确率,但是其推理时间较长,且要求有足够大的数据集对模型进行训练。

胶囊网络是 Sabour 等人(2017)为解决卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)池化操作丢失图像大量特征信息而提出的一种网络结构。

为了提取图像中更多的特征,Phaye 等人(2018)提出将特征提取网络改进为 3 层特征提取网络。Zhang 等人(2019)提出了 CNN-CapsNet,将 CapsNet 和 VGG16(Simonyan 和 Zisserman, 2015)或 Inception3(Szegedy 等,2016)结合,以提取图像更多的特征,但是增加了网络复杂度。Yang 等人(2020)则是将胶囊网络和 Res2Net 相结合,利用 Res2Net 提取图像更多的特征。Bhamidi 和 El-Sharkawy(2020)结合了胶囊网络和残差网络,提出了一种 3 层残差胶囊网络,实现了对复杂数据更好的识别效果。为了测量胶囊网络分类时预测结果的不确定指数, Afshar 等人(2020)提出将胶囊网络与贝叶斯算法相结合,该方法提高了胶囊网络的计算成本。动态路由算法是胶囊网络的核心算法,Wang 和 Liu(2018)改进了动态路由算法中耦合系数的初始化方式和更新方式,有效提升了胶囊网络的分类性能。Hinton 等人(2018)提出将胶囊网络改进为基于 EM(expectation maximization)路由算法的矩阵型胶囊网络,输出用矩阵表示,可以更好地表征图像的特征。Zhao 等人(2019)则将动态路由算法中的 softmax 函数替换为 max-min 函数,在目标特征较为简单的图像识别中可以提高分类准确率。Basu 等人(2020)则提出了一种将胶囊网络的挤压函数去除,并在胶囊网络中加入池化层的改进胶囊网络,提高了胶囊网络的识别准确率。目前胶囊网络在小型数据集的相关领域得到了广泛应用,如文本识别(Wu 等,2020)、白细胞分类(Baydilli 和 Atila, 2020)、行为检测(Ha 和 Chen, 2021)和心脏图像分割(刘畅等, 2021)等。

针对当前各种算法在识别无人机电力巡检航拍图像中的工程车辆过程中,存在识别准确率低、参数规模大以及训练集样本需求大等问题,本文提出一种改进的胶囊网络方法对无人机巡检航拍图像中工程车辆进行识别,主要包括对其网络结构和动态路由算法进行改进,并探索网络层数、动态路由算法中关键参数等因素对识别准确率、效率和参数规模的影响。

1 总体架构设计

本文设计的无人机航拍图像中工程车辆识别算法总体架构如图 1 所示。

从图 1 可见,无人机航拍图像中工程车辆识别改进算法的总体架构包括构建数据集、构建图像识

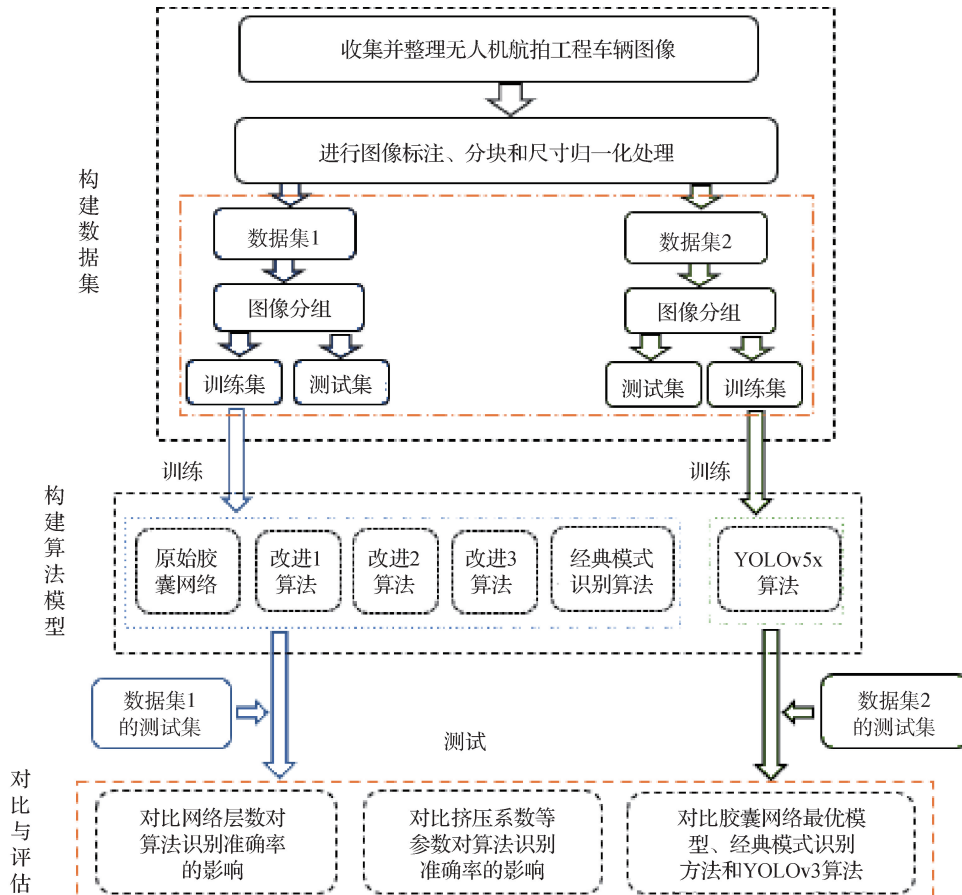


图1 总体架构设计

Fig. 1 Design of research architecture

别模型以及测试、对比和评估3大过程。

构建数据集包括图像标注、图像分块、图像尺寸归一化和图像分组等过程。

构建图像识别模型阶段对原始胶囊网络算法进行了两个方面的改进:改进网络结构和改进动态路由算法。同时构建了经典模式识别算法模型和YOLOv5算法模型,用于后续对比实验。

测试、对比和评估阶段如下:1)确定两种改进的有效性;2)探索胶囊网络层数、动态路由算法关键参数等对算法识别性能的影响;3)将本文算法获取的胶囊网络最优模型分别与经典模式识别方法、YOLOv5(you only look once v5)方法进行对比。

2 构建图像数据集

2.1 图像获取与标注

本文的图像使用大疆“御”Mavic 2无人机搭载LID-20c哈苏航拍相机采集,航拍图像分辨率为 $2\,592 \times 1\,944$ 像素,共采集包含不同场景的2 069幅

图像。本文采用PowerLabelImg进行图像标注。航拍图像中的工程车辆主要有挖掘机Excavator、起重机Crane以及塔吊机Tower crane等3种类别。

2.2 图像分块与归一化

无人机航拍图像经过标注,得到工程车辆的ground-truth以及对应存储的工程车辆类别信息和位置信息,根据这些信息从无人机航拍原图像中裁剪出ground-truth对应的图像子块,并对所有图像子块进行图像尺寸归一化处理,得到对应分辨率为 64×64 像素的无人机航拍图像子块,任选其中一个样例如图2所示。

2.3 图像分组

本文构建了两个数据集。第1个数据集由图像分块和归一化后的图像子块构建,主要用于胶囊网络实验以及后续对比实验,简称为数据集1,共有1 890幅图像子块,将该数据集按照4:1的比例随机分为训练集和测试集。第2个数据集不需要经过图像分块和归一化,直接由经过标注的无人机航拍高分辨率原图像构建而成,简称为数据集2。按照

4 : 1 的比例将数据集 2 随机分为训练集和测试集。



图 2 图像分块和归一化案例
Fig. 2 A case of image subblock and normalization

3 胶囊网络识别方法及其改进

3.1 原始胶囊网络

CNN 由于池化操作而使得大量图像信息丢失,因此存在对空间信息不敏感、无旋转不变性等问题,胶囊网络可以有效解决此问题。胶囊网络对 64×64 像素的彩色图像子块进行处理的网络结构如图 3 所示。胶囊网络主要由 3 部分组成,分别为特征提取层、主胶囊层和数字胶囊层,其中数字胶囊层是胶囊网络的

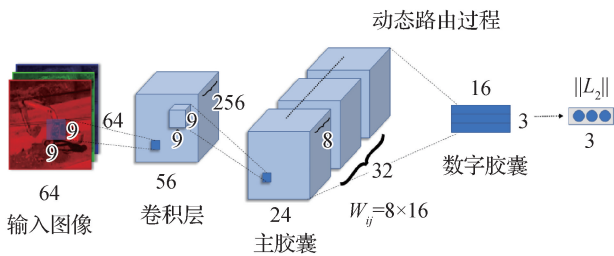


图 3 原始胶囊网络结构
Fig. 3 Architecture of original capsule network

核心层,其通过动态路由算法实现对目标的分类。

胶囊网络去除了 CNN 中常用的池化层,首先通过单层的特征提取网络提取图像特征;接着通过主胶囊层,将提取出来的特征转换为向量表示,作为数字胶囊层的输入;数字胶囊层通过动态路由算法,不断更新输入向量,经过一定的迭代次数后,数字胶囊层输出一组向量,有多少个类别则对应多少个输出向量,每个输出向量的模值代表了图像中某一实体属于某一类别的概率。胶囊网络使用动态路由机制代替池化操作,从而避免了图像信息的大量丢失,适用于数据集较小的目标识别场景。工程车辆识别的无人机航拍图像数据集较小且获取困难,因此考虑使用胶囊网络对无人机航拍图像中的工程车辆进行识别。

胶囊网络在某些复杂数据集中具有良好的识别效果(Xi 等,2017),在识别航拍图像中的工程车辆过程中,可以通过对胶囊网络进行改进以进一步提高其目标识别准确率。

3.2 原始胶囊网络方法的改进

3.2.1 网络结构的改进

无人机航拍工程车辆图像数据集具有较为复杂的图像特征,因此本文将胶囊网络的单层卷积特征提取网络改进为多层卷积特征提取网络,以提取图像中更复杂的特征。

考虑到网络深度的增加会使得网络的参数大幅增加,将严重影响神经网络训练的效率。本文提出采用密集连接型网络的跳跃式连接方式,实现不同层之间的特征级联(Huang 等,2017)。具有 3 层密集连接型的胶囊网络结构如图 4 所示。

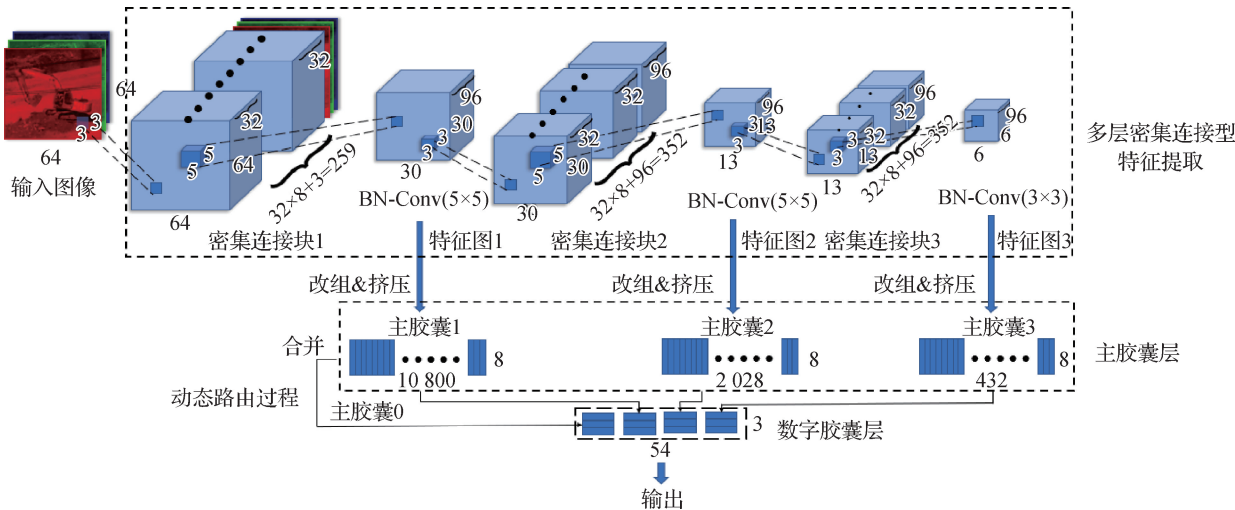


图 4 3 层密集连接型胶囊网络结构
Fig. 4 Architecture of 3-level densely connected capsule network

由图4可以看出,3层密集连接型网络依旧由3部分组成,分别是特征提取网络、主胶囊层以及数字胶囊层。特征提取网络由3个连续的多层密集连接型网络结构块构成,对应输出3个特征图;与原始胶囊网络方法类似,主胶囊层由3个子块构成,分别以特征提取网络得到的3个特征图作为输入,对应输出3个8维的向量组,对这3个向量组进行级联得到主胶囊层的第4个输出向量组;在数字胶囊层中,通过动态路由算法分别对主胶囊层的4个输出进行路由计算,得到存储着图像特征信息的另外4组向量,将这4组向量进行级联即得到最终的输出结果。

本文将原始胶囊网络分别改进为3层、5层、7层的密集连接型胶囊网络,以探索网络层数对识别效果的影响。分别设计3层、5层、7层的密集连接型胶囊网络卷积核,如图5所示。

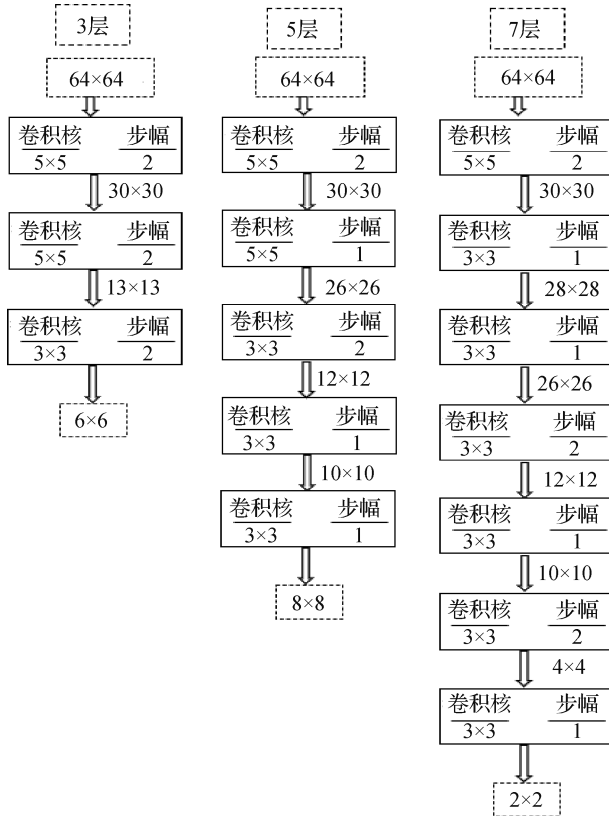


图5 不同层数胶囊网络的卷积核

Fig. 5 Convolution kernel of capsule network with different layers

3.2.2 动态路由算法的改进

softmax 函数在原始胶囊网络的动态路由算法中主要用于更新子胶囊与父胶囊之间的耦合系数,加强两者之间的连接。其原理是,假设动态路由过

程共有 n 个输出,动态路由过程中 softmax 的具体计算过程为:

对于第 i 个输入胶囊,有 logits 系数

$$\mathbf{b}_i = [b_{i1}, b_{i2}, b_{i3}, \dots] \quad (1)$$

对 $\mathbf{b}_i$ 进行 softmax 计算,则得到耦合系数

$$\mathbf{c}_i = \left[\frac{\exp(b_{i1})}{\sum_{k=0}^{n-1} \exp(b_i[k])}, \frac{\exp(b_{i2})}{\sum_{k=0}^{n-1} \exp(b_i[k])}, \frac{\exp(b_{i3})}{\sum_{k=0}^{n-1} \exp(b_i[k])}, \dots \right] \quad (2)$$

包含工程车辆的无人机航拍图像的背景较为复杂,容易对识别过程造成较大的干扰。研究表明,在耦合系数的更新过程中,在 logits 系数 $\mathbf{b}_i$ 中加入 leak 值可以有效地减少背景噪声的干扰 (Zhao 等, 2018),针对工程车辆识别背景噪声较大的问题,本文提出将多层密集连接型胶囊网络中动态路由过程的 softmax 函数替换为 leaky-softmax 函数。

同样假设动态路由过程共有 n 个输出,leaky-softmax 函数的具体计算过程为:

对于第 i 个输入胶囊,对应的有 leak 值 $\mathbf{l}_i$ 为

$$\mathbf{l}_i = [0, 0, 0, \dots] \quad (3)$$

将 logits 系数 $\mathbf{b}_i$ 和 leak 值 $\mathbf{l}_i$ 进行级联,则得到

$$\mathbf{lb}_i = [b_{i1}, b_{i2}, b_{i3}, \dots, 0, 0, 0, \dots] \quad (4)$$

对应地,有

$$\mathbf{lc}_i = \left[\frac{\exp(b_{i1})}{\sum_{k=0}^{2n-1} \exp(lb_i[k])}, \frac{\exp(b_{i2})}{\sum_{k=0}^{2n-1} \exp(lb_i[k])}, \frac{\exp(b_{i3})}{\sum_{k=0}^{2n-1} \exp(lb_i[k])}, \dots, \frac{\exp(0)}{\sum_{k=0}^{2n-1} \exp(lb_i[k])}, \frac{\exp(0)}{\sum_{k=0}^{2n-1} \exp(lb_i[k])}, \dots \right] \quad (5)$$

$\mathbf{lc}_i$ 是对 $\mathbf{lb}_i$ 进行 softmax 计算后得到的结果。则对应的耦合系数 $\mathbf{c}_i$ 取 $\mathbf{lc}_i$ 的前 n 项,有

$$\mathbf{c}_i = [lc_i[0], lc_i[1], lc_i[2], \dots, lc_i[n-1]] \quad (6)$$

由耦合系数的最终取值可知,通过在 logits 系数加入 leak 值,有望减少耦合系数中的干扰成分,从而减少噪声干扰,提高识别准确率。

此外,在动态路由算法中有两个关键参数:路由系数 r 和挤压系数 λ ,其中路由系数 r 是指动态路

由算法进行路由计算的迭代次数,挤压系数 λ 是指动态路由由算法中用于归一化的挤压函数中的一个可变参数。这些参数可能会影响识别准确率或者效率等。本文将探索这些参数对胶囊网络性能的影响。

4 实验及结果分析

4.1 实验环境配置

实验硬件平台:CPU 为 i7-6700K,32 GB 内存,GPU 为英伟达公司的 GTX1070 显卡,8 GB 显存,硬盘 1 TB,1 920 个 CUDA 核心,内存带宽 256 GB/s。

实验软件平台:Linux 操作系统,深度学习专用编程框架 CUDA9.0 以及 cuDNN7.0,高层神经网络 API 库 Keras,TensorFlow 和 Python 3.6。

4.2 评价指标

本文采用 mAP(mean average precision)、检测速率等指标作为对各个算法性能的主要评价指标。

AP(average precision)值常用于评价目标识别算法对某一类别识别效果,主要由精确度(precision)和召回率(recall)共同确定,即

$$p = TP / (TP + FP) \quad (7)$$

$$r = TP / (TP + FN) \quad (8)$$

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad (9)$$

式中, P 为精确度, r 为召回率, TP 为预测正确的正样本数量, FP 为预测为正样本的负样本数量, FN 为预测为负样本的正样本数量,则 $TP + FP$ 表示所有被预测为正样本的样本数量, $TP + FN$ 表示所有样本中的 ground-truth 数量。

mAP 是所有类别的 AP 值的平均值,本文以 mAP 作为主要评价指标之一。

为了评价算法的识别效率,本文使用每秒帧率(frames per second,FPS),即每秒处理图像数来作为检测速度的评估指标,FPS 越大,算法的识别效率越好。

4.3 实验与结果分析

为了避免训练阶段中配置信息不同带来的测试结果误差,本文均采用相同的迭代次数与学习率调整方式,共进行 50 轮迭代训练,学习率为 0.000 1。

本文主要对比以下 4 种算法的性能:

1)原始胶囊网络方法。

2)多层密集连接型胶囊网络方法,简称改进 1 算法。

3)原始胶囊网络方法 + leaky_softmax 函数,简称改进 2 算法。

4)将改进 1 和改进 2 融合在一起,简称改进 3 算法。

4.3.1 确定对原始算法的两个改进的有效性

为了评估改进后算法能否提高识别准确率或者效率,设定改进 1 算法和改进 3 算法均为 3 层密集连接型胶囊网络,4 种算法均设置为路由系数 $r = 3$,挤压系数 $\lambda = 1$ 。本文在数据集 1 上进行如下实验:

1)采用数据集 1 中的训练集对原始胶囊网络、改进 1 算法、改进 2 算法和改进 3 算法等 4 种算法分别进行训练,记录随着 epoch 数的增加 4 种算法验证准确率的变化曲线。

2)对比评估 4 种算法在训练阶段的数据结果,分析算法的性能。

实验结果如表 1 所示。

表 1 4 种算法性能对比

Table 1 Comparison of four algorithms' performance

算法	mAP/%	FPS/(帧/s)	参数规模/M
原始胶囊网络	89.49	28.77	27.96
改进 1	91.70	19.67	19.76
改进 2	90.03	35.11	27.96
改进 3	92.10	17.95	19.76

注:加粗字体表示各列最优结果。

从表 1 可见,4 种算法的识别准确率具有以下关系:

$$mAP_3 > mAP_1 > mAP_2 > mAP_{org} \quad (10)$$

式中, mAP_{org} 为原始胶囊网络的识别准确率, mAP_1 为改进 1 算法的识别准确率,其余符号以此类推。

从表 1 和式(10)可见:1)本文提出的 2 种改进方法的识别准确率均高于原始算法,说明本文提出的两种改进是有效的;2)改进 1 的准确率比改进 2 的准确率高,说明多层密集连接的改进效果比动态路由改进的效果更好;3)改进 3 的准确率比改进 1 和改进 2 都高,说明将两种改进结合在一起可以进一步提升胶囊网络的识别准确率,但是识别效率有所降低。

4.3.2 网络层数对胶囊网络识别性能的影响

为了探索网络层数对胶囊网络性能的影响,设置路由系数 $r=3$, 挤压系数 $\lambda=1$, 本文在数据集 1 中进行了如下实验:

令改进 1 算法和改进 3 算法中网络的层数分别为 1 层(原始胶囊网络)、3 层、5 层和 7 层, 而后分别对各个算法进行训练和测试。实验结果如图 6 所示。

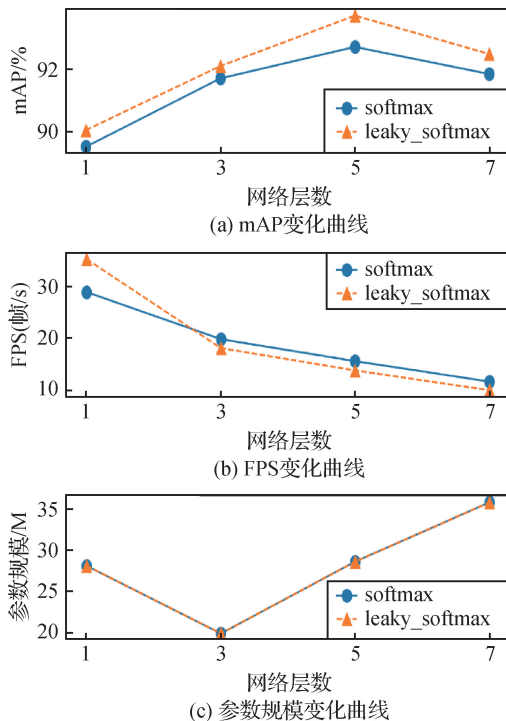


图6 网络层数对算法性能的影响

Fig. 6 Effect of network layers on algorithm performance
((a) change curves of mAP; (b) changes curve of FPS;
(c) change curves of parameter scale)

由图 6(a) 可见, 首先, 网络层数对识别准确率有很大影响, 二者之间存在非单调非线性的关系。在本文的应用场景中, 5 层的网络识别准确率最高; 其次, 动态路由算法的改进与否不会影响识别准确率跟随网络层数的变化趋势。由图 6(b) 可见, 首先, 网络层数与识别效率之间是单调递减的关系。层数越多, 效率越低; 其次, 动态路由算法的改进与否对于胶囊网络的识别效率影响不大。由图 6(c) 可见, 网络结构的改进并不一定会增加胶囊网络的参数规模, 但是随着多层密集连接型胶囊网络层数的增加, 参数规模会逐步增加。同时结合 mAP 变化曲线可知, 胶囊网络的目标识别准确率并不会随着参数规

模的增大而提高, 两者之间没有明显的关联性。

4.3.3 动态路由算法中关键参数对胶囊网络性能的影响

为了探索动态路由算法中的路由系数 r 和挤压系数 λ 对胶囊网络算法识别性能的影响, 令 $\lambda=1$ 时, $r=3$ 、 $r=5$; 再令 $\lambda=0.5$ 时, $r=3$ 、 $r=5$, 胶囊网络中的动态路由算法分别采用 softmax 函数和 leaky_softmax 函数, 采用数据集 1 进行训练和测试。实验结果如图 7 所示。

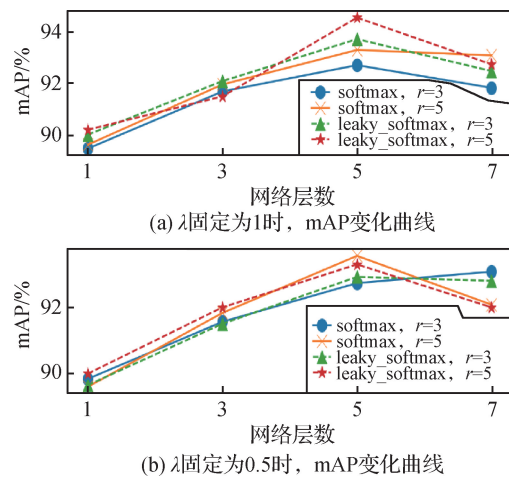


图7 动态路由算法中关键参数对胶囊网络性能的影响

Fig. 7 Effects of key parameters in dynamic routing algorithms on capsule network performance ((a) change curves of mAP when $\lambda=1$; (b) change curves of mAP when $\lambda=0.5$)

对图 7 实验结果进行分析: 1) 当挤压系数 λ 固定不变时, softmax 型胶囊网络和 leaky_softmax 型胶囊网络在路由系数 $r=5$ 时的 mAP 大体上均要高于 $r=3$ 时的 mAP, 只有在 $\lambda=0.5$ 且网络层数为 7 时, $r=3$ 时的 mAP 要高于 $r=5$ 时; 2) 挤压系数 λ 不同取值对算法目标识别准确率会有一定的影响, 但是并没有固定的规律, 当路由系数和网络层数分别取不同值时, 挤压系数的改变对目标识别准确率的影响效果是不同的; 3) 在本文所做的测试实验中, 当 $r=5$ 、 $\lambda=1$ 时, leaky_softmax 型的 5 层密集连接型胶囊网络的目标识别准确率为 94.56%, 在本文的实验中为最优值, 命名此时的胶囊网络算法模型为本文中的最优算法模型。

4.3.4 本文最优算法与其他算法的性能对比

为了评估本文的最优算法与经典模式识别方法以及 YOLOv5 方法之间的性能差异, 分别在数据集 1 和数据集 2 上进行了如下实验:

1)使用数据集 1 中的训练集对 HOG + 局部二值模式 (local binary pattern, LBP) + SVM 的经典模式识别方法进行训练;使用数据集 2 中的训练集对 YOLOv5 方法进行训练,获得对应的模型。YOLOv5 选择进行对比的版本是 YOLOv5x, YOLOv5x 在 YOLOv5 各个版本中 mAP 最高,但是对应的参数规模也最大。

2)使用数据集 1 和数据集 2 中的测试集分别测试各个模型,记录识别 mAP 和 FPS。

实验结果如表 2 所示,本文最优算法的 mAP 性能最好,但是识别效率 FPS 最低,参数规模中等偏小。

表 2 与其他算法性能对比

Table 2 Comparing performance with other algorithms

算法	mAP/%	FPS/(帧/s)	epoch	参数规模/M
原始胶囊网络	89.49	28.77	≈20	27.96
本文最优算法	94.56	10.05	≈20	28.48
YOLOv5x	71.61	—	≈150	87.71
经典模式识别方法	88.72	20.22	—	—

注:加粗字体表示各列最优结果;“—”表示无对比数据。

在 mAP 性能方面,原始胶囊网络的识别准确率为 89.49%,比 YOLOv5x 高了 17.88%,同时也比经典模式识别方法高 0.77%;本文最优算法模型有效提升了原始胶囊网络的识别准确率 mAP,达到了 94.56%,相比原始胶囊网络提高了 5.07%。可见,胶囊网络算法经过两个方面的改进,并探索网络层数和动态路由算法的两个关键参数的最佳搭配后,其识别性能得到显著改进。

对比各个算法的 FPS 值可见,原始胶囊网络的 FPS 为 28.77 帧/s,相比较于经典模式识别方法提升了 8.55 帧/s;经过改进后的胶囊网络随着网络层数的增加 FPS 有所下降,本文最优算法模型的 FPS 为 10.05 帧/s,相比原始胶囊网络下降了 20.78 帧/s。可见,增加层数的代价主要是识别效率降低。

对比各个算法的 epoch 数以及网络的参数规模可知,YOLOv5x 训练过程中收敛所需要的 epoch 数为 150,而胶囊网络仅为 20,可见,本文算法能够较快达到收敛。YOLOv5x 算法的参数规模为 87.71 M,原始胶囊网络的参数规模为 27.96 M,本文最优算法模型为 28.48 M,二者都远低于 YOLOv5x 算法的参

数规模。这说明,虽然最优算法模型中胶囊网络的层数增加,但是由于采用跳跃式连接的网络机制,其参数规模与原始胶囊网络的参数规模相近。

任意选取采用本文最优算法模型识别工程车辆的两个案例如图 8 所示。对本文最优算法在不同光照、角度等外界因素影响下的鲁棒性进行分析。首先从图 8(a)(b)可以看出,无人机航拍图像的背景颜色与工程车辆相近,对于工程车辆的识别具有较大干扰,但是在测试案例中仍识别出了挖掘机;其次图 8(a)(b)是在不同光照条件下的工程车辆识别结果,均识别出了工程车辆;图 8(c)(d)是对旋转不同角度的塔吊机进行识别,对于不同角度的塔吊机,本文算法均能够将其识别出来。因此本文算法在不同光照、角度以及背景等外界因素的影响下仍具有较好的鲁棒性。



图 8 最优算法模型识别的两个案例

Fig. 8 Two recognizing cases by optimal algorithm in this paper

- ((a) recognition of extractor under light condition 1;
- (b) recognition of extractor under light condition 2;
- (c) recognition of tower crane under angle 1;
- (d) recognition of tower crane under angle 2)

5 结 论

采用人工提取图像特征的经典模式识别方法和 YOLOv5 等深度学习算法识别无人机电力巡检航拍图像中的工程车辆,难以达到实际应用的要求,为此本文提出采用胶囊网络识别无人机电力巡检航拍图像中的工程车辆并提出两种改进方法。本文的主要

贡献有:1)采用多层密集连接型方法改进原始胶囊网络结构;2)采用 leaky-softmax 函数改进原始胶囊网络的动态路由算法;3)本文还探索了网络层数和动态路由算法关键参数与识别准确率的相互关系,以找到识别准确率最高时的参数。

实验结果表明:1)经过本文改进的胶囊网络模型在最佳参数情况下的 mAP 达到 94.56%,显著优于原始胶囊网络、人工提取图像特征的模式识别方法和 YOLOv5x 识别算法。2)当网络层数较少时,mAP 随网络层数增加而增加。达到峰值后,mAP 随网络层数增加而减少。在识别航拍图像中的工程车辆时,5 层胶囊网络的识别准确率最高;此外,识别准确率随网络层数的变化趋势不受动态路由算法改进的影响。3)胶囊网络层数增加会降低识别效率,但是并不会显著增加参数规模,且参数规模增加,目标识别准确率不一定增加,说明参数规模与目标识别准确率无关。

需要指出的是,胶囊网络在进行目标检测的过程中,识别效率有待提高,因此下一步将把胶囊网络算法与端到端的目标检测方法结合,以提高算法的识别效率。

参考文献 (References)

- Afshar P, Mohammadi A and Plataniotis K N. 2020. BayesCap: a Bayesian approach to brain tumor classification using capsule networks. *IEEE Signal Processing Letters*, 27: 2024-2028 [DOI: 10.1109/LSP.2020.3034858]
- Basu A, Kaewrak K, Petropoulakis L, Di Caterina G and Soraghan J J. 2020. Modified capsule neural network (Mod-CapsNet) for indoor home scene recognition//*Proceedings of 2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. Glasgow, UK; IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/IJCNN48605.2020.9207084]
- Baydilli Y Y and Atila Ü. 2020. Classification of white blood cells using capsule networks. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 80: #101699 [DOI: 10.1016/j.compmedimag.2020.101699]
- Bhamidi S B S and El-Sharkawy M. 2020. 3-level residual capsule network for complex datasets//*Proceedings of the 11th IEEE Latin American Symposium on Circuits and Systems (LASCAS)*. San Jose, USA; IEEE: 1-4 [DOI: 10.1109/LASCAS45839.2020.9068990]
- Ha M H and Chen O T C. 2021. Deep neural networks using capsule networks and skeleton-based attentions for action recognition. *IEEE Access*, 9: 6164-6178 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.3048741]
- Hinton G E, Sabour S and Frosst N. 2018. Matrix capsules with EM routing [DB/OL]. [2022-05-23]. <https://openreview.net/pdf?id=HJWLiGWRb>
- Huang G, Liu Z, Van Der Maaten L and Weinberger K Q. 2017. Dense-ly connected convolutional networks//*Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu, USA; IEEE: 2261-2269 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.243]
- Liu C, Lin N, Cao Y J and Yang C. 2021. Seg-CapNet: neural network model for the cardiac MRI segmentation. *Journal of Image and Graphics*, 26(2): 452-463 (刘畅, 林楠, 曹仰杰, 杨聪. 2021. Seg-CapNet: 心脏 MRI 图像分割神经网络模型. *中国图象图形学报*, 26(2): 452-463) [DOI: 10.11834/jig.190626]
- Phay S S R, Sikka A, Dhall A and Bathula D. 2018. Dense and diverse capsule networks; making the capsules learn better [EB/OL]. [2020-08-07]. <https://arxiv.org/pdf/1805.04001.pdf>
- Sabour S, Frosst N and Hinton G E. 2017. Dynamic routing between capsules [EB/OL]. [2020-08-07]. <https://arxiv.org/pdf/1710.09829.pdf>
- Shao Y, Zhang Q F and Pu B M. 2013. Vehicle detection algorithm used in intelligent surveillance. *Journal of Chinese Computer Systems*, 34(4): 864-867 (邵宇, 张全发, 蒲宝明. 2013. 智能监控中的工程车辆识别算法. *小型微型计算机系统*, 34(4): 864-867) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-1220.2013.04.035]
- Simonyan K and Zisserman A. 2015. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [EB/OL]. [2020-08-07]. <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf>
- Szegedy C, Vanhoucke V, Ioffe S, Shlens J and Wojna Z. 2016. Rethinking the inception architecture for computer vision//*Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Las Vegas, USA; IEEE: 2818-2826 [DOI: 10.1109/CVPR.2016.308]
- Wang D L and Liu Q. 2018. An optimization view on dynamic routing between capsules [DB/OL]. [2022-5-23]. <https://openreview.net/pdf?id=HJjtFYJDf>
- Wu J T, Zhao X G and Yuan D C. 2019. Detection of construction vehicles under the transmission corridor in UAV inspection. *Control Engineering of China*, 26(2): 246-250 (武金婷, 赵晓光, 袁德才. 2019. 无人机巡检输电走廊施工车辆识别方法研究. *控制工程*, 26(2): 246-250) [DOI: 10.14107/j.cnki.kzgc.161172]
- Wu Y J, Li J, Wu J and Chang J. 2020. Siamese capsule networks with global and local features for text classification. *Neurocomputing*, 390: 88-98 [DOI: 10.1016/j.neucom.2020.01.064]
- Xi E, Bing S and Jin Y. 2017. Capsule network performance on complex data [EB/OL]. [2020-08-07]. <https://arxiv.org/pdf/1712.03480.pdf>
- Yan C J, Wang C, Fang H L, Wang Y X, Du J X, Xiang X Z and Guo X L. 2018. Intrusion detection for engineering vehicles under the electric transmission line based on deep learning. *Information Technology*, (7): 28-33, 38 (闫春江, 王闯, 方华林, 王毅轩, 杜觉晓, 项学智, 郭鑫立. 2018. 基于深度学习的输电线路工程车

辆入侵检测. 信息技术, (7): 28-33, 38) [DOI: 10.13274/j.cnki.hdzj.2018.07.007]

Yang S, Lee F, Miao R, Cai J W, Chen L, Yao W, Kotani K and Chen Q. 2020. RS-CapsNet: an advanced capsule network. IEEE Access, 8: 85007-85018 [DOI: 10.1109/ACCESS.2020.2992655]

Zhang M J, Li H W, Xia G J, Zhao W H, Ren S and Wang C Y. 2018. Research on the application of deep learning target detection of engineering vehicles in the patrol and inspection for military optical cable lines by UAV//The 11th International Symposium on Computational Intelligence and Design (ISCID). Hangzhou, China: IEEE: 97-101 [DOI: 10.1109/ISCID.2018.00029]

Zhang Q F, Pu B M, Li T R and Sun H G. 2013. Vehicles detection based on histograms of oriented gradients and machine learning. Computer Systems and Applications, 22(7): 104-107 (张全发, 蒲宝明, 李天然, 孙宏国. 2013. 基于 HOG 特征和机器学习的工程车辆检测. 计算机系统应用, 22(7): 104-107) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-3254.2013.07.023]

Zhang W, Tang P and Zhao L J. 2019. Remote sensing image scene classification using CNN-CapsNet. Remote Sensing, 11(5): #494 [DOI: 10.3390/rs11050494]

Zhao W, Ye J B, Yang M, Lei Z Y, Zhang S F and Zhao Z. 2018. Investigating capsule networks with dynamic routing for text classification [EB/OL]. [2020-08-07]. <https://arxiv.org/pdf/1804.00538.pdf>

Zhao Z, Kleinhans A, Sandhu G, Patel I and Unnikrishnan K P. 2019. Capsule networks with max-min normalization[EB/OL]. [2020-08-07]. <https://arxiv.org/pdf/1903.09662.pdf>

作者简介



钟映春, 1973 年生, 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为深度学习、目标检测、无人机飞行控制。

E-mail: gzzhw@126.com



郑海阳, 通信作者, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、图像处理、目标检测。

E-mail: 2444019386@qq.com

张文祥, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为无人机飞行控制。

E-mail: 1637707626@qq.com

王波, 男, 讲师, 主要研究方向为无人机飞行控制。

E-mail: hykyzy@163.com

罗志勇, 男, 高级工程师, 主要研究方向为无人机飞行控制, 目标检测。E-mail: haya66@126.com