

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205804

水面无人艇可行域及障碍物快速分割算法研究*

熊 锐¹ 程 亮^{2,3} 胡 涛¹ 吴佳蓉¹ 王洪金¹ 闫雪梅³ 何贇泽¹
(1. 湖南大学电气与信息工程学院 长沙 410082; 2. 江苏海洋大学海洋工程学院 连云港 222005;
3. 珠海云洲智能科技有限公司 珠海 519085)

摘 要:针对水面无人艇(USV)可行域及障碍物分割系统对图像处理过程的快速性和准确性要求,研究了一种根据无人艇机载视觉传感器对水上图像快速分割的算法。首先经过多地实验采集实验图像,经过数据清洗、图像去重和人工筛选构建原始数据库,并采用人在回路数据标注方法构造了无人船可行域及障碍物分割数据集,共 5 620 张图像和 25 875 个标签;其次实践了主流的基于深度学习的语义分割方法,包括 FCN、DeeplabV3 Plus、U-Net;最后针对水上图像的特点和快速分割的任务需求,提出了一种基于改进 DeeplabV3 Plus 的快速分割网络 DeeplabV3-CSPNet。网络学习实验、离线航行实验和模型部署结果表明,DeeplabV3-CSPNet 算法取得快速且准确的分割效果,平均精度达到 84.17%,运算速度达到 49.26 fps,在边缘计算平台上运算速度达到 45.45 fps。

关键词:水面无人艇;DeeplabV3-CSPNet;快速分割算法;深度学习;注意力机制

中图分类号: TP183;TN29 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Research on fast segmentation algorithm of feasible region and obstacles of unmanned surface vessels

Xiong Rui¹ Cheng Liang^{2,3} Hu Tao¹ Wu Jiarong¹ Wang Hongjin¹ Yan Xuemei³ He Yunze¹
(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;
2. School of Ocean Engineering, Jiangsu Ocean University, Lianyungang 222005, China;
3. Zhuhai Yunzhou Intelligent Technology Co., Ltd., Zhuhai 519085, China)

Abstract: Aiming at the fast and accurate requirements of the image processing for the feasible domain and obstacle segmentation system of unmanned surface vessels (USV), an algorithm for fast segmentation of images on water according to the on-board vision sensor of unmanned surface vessels (USV) is studied. Firstly, the experimental images were collected through multiple experiments, and the original database was constructed through data cleaning, image de-duplication, and manual screening. The feasible region and obstacle segmentation data set of the unmanned ship were constructed using the Human-in-the-loop annotation method, with a total of 5 620 images and 25 875 tags. Secondly, it practices the mainstream semantic segmentation methods based on deep learning, including FCN, DeeplabV3 Plus, U-Net. Finally, a fast segmentation network DeeplabV3-CSPNet based on improved DeeplabV3 Plus is proposed according to the characteristics of water images and the requirements of fast segmentation. The results of the network learning experiment, offline navigation experiment, and model deployment results show that the DeeplabV3-CSPNet algorithm achieves a fast and accurate segmentation with an average accuracy of 84.17% and an operation speed of 49.26 fps, which can reach 45.45 fps on the edge computing platform.

Keywords: unmanned surface vessels; deeplabV3-CSPNet; fast segmentation algorithm; deep learning; attention mechanism

0 引言

水面无人艇(unmanned surface vessels, USV)是一种新兴的舰船类别,一般能够自主或者半自主完成特定任务^[1]。无人航行的关键技术在于环境感知和智能控制。水面无人艇的环境感知手段主要包括雷达、视觉传感器、船舶自动识别系统(automatic identification system, AIS)等。视觉感知技术被广泛应用于机器人领域,水面无人艇可以利用视觉传感器采集的图像实现可航行区域分割和障碍物检测。障碍物和可行域边界的精准测距将是无人船自主航行的重要前提,为了解决精准测距问题,就需要对障碍物区域和可行域边界进行精准定位,图像分割技术将是解决区域划分的重要方式。可航行区域和水上障碍物往往是动态变化的,对于可航行区域和水上障碍物的精准分割是比较困难的,同时为满足航行需求其对识别速度有着较高的要求。因此研究基于语义分割算法的无人船可航行区域和水上障碍物的快速分割技术并部署至嵌入式平台具有重要的研究价值和应用价值。

水上障碍物识别技术的研究已经有很多,李晖晖等^[2]基于级联整流线性单元(concatenated rectified linear units, CReLU)和特征金字塔(feature pyramid networks, FPN)改进单激发多框探测器(single shot multibox detector, SDD)目标检测算法,实现对 10 类舰船目标的检测。秦世洋等^[3]针对无环境干扰下的水上无人艇自主跟踪问题,但水上无人艇工作环境往往较为复杂,环境干扰较大。程亮等^[4]根据水上目标检测的特点,提出了用于水面无人艇水面目标检测的轻量型网络 WT-YOLO(water target-you only look once)。基于目标检测的水上目标识别技术已经比较成熟,基于目标检测的结果进行测距过程中,对于一个目标区域内存在多个目标相互遮挡时,无法定位被遮挡目标的准确区域,但是采用图像分割技术可以实现不同目标区域的精准分割。王雨等^[5]基于改进的 Gabor 滤波和区域生长的目标检测算法实现对车辆目标的检测,但是其不足之处对于不同环境需要人为调整参数。马忠丽等^[6]针对水面目标与海天背景对比度变化大、景深差异明显的特点,提出一种改进的自适应 Mean-Shift 图像分割算法。徐守坤等^[7]提出基于均匀性测度函数的阈值分割法,实现水面漂浮物的分割。但是水面波动对传统分割算法的影响依然存在。传统分割方法容易受到环境波动的影响,本文基于语义分割神经网络能够实现对各种环境下的水上障碍物的智能检测。

可行域检测的关键在于区域的准确性和边界的精确性,分割技术是可行域检测的重要手段。陈长风等^[8]采用自适应灰度门限法来实现水面图像的分割,但是其在水面存在明显反射现象的数据上分割效果较差。张聪聪

等^[9]基于 Canny 算法和 T2FNN (Type 2 Fuzzy Neural Network)模型实现传送带的边缘检测,但是由于使用 Canny 算法进行图像预处理,对于复杂图像的分割效果不理想。随着深度学习的发展,神经网络也逐渐应用在图像分割领域,如神经网络被用来分割高空遥感图像中的建筑物^[10]。张金松等^[11]提出了基于密集深度分离卷积的合成孔径雷达图像水域分割算法,对于 513×513 的图像其处理速度达到 7.14 fps,其运算速度较慢。凌贵等^[12]提出了一种基于车载摄像头的实时图像水域分割方法,其改进了 UNet++ 网络模型,实现了河道的水域分割,但是模型占用内存较大,不利于模型部署。为满足水面无人艇航行需求,水面无人艇视觉感知技术最终需要在边缘计算平台实现,需要一种快速分割算法且能够部署至边缘计算平台。

为了解决可行域和障碍物分割效果差、运算速度慢以及模型部署的问题,本文通过实地采集数据的方式构建了无人船可行域及障碍物分割数据集 WATER-DATA,并提出快速分割网络 DeeplbaV3-CSPNet,最后开展网络在线学习实验、离线航行实验和模型部署实验。

1 无人船可行域及障碍物分割数据集

1.1 图像数据需求分析

基于深度学习策略的语义分割算法的一个重要影响因素是数据集的数量和质量。目前对于水上目标的分割技术研究较少,尚未有公开的水上目标分割数据集,其次本文研究针对无人船的视觉感知算法,数据集应当符合实际应用场景,所以搭建自己的数据集具有重要意义。本文将为无人船可行域及障碍物分割任务搭建自己的分割数据集 WATER-DATA。无人船可行域及障碍物分割任务主要考虑两种应用场景:1)可行域分割任务,其重点在可行域边界的识别,包括远处的水天线识别和近处岸线识别任务;2)障碍物分割任务,其应包含船只、浮标、礁石、树桩等常见障碍物分割任务。

1.2 图像数据采集

本团队在中国沿海多地区开展无人艇水上实验采集数据,实验流程如图 1 所示,基于水面无人艇的机载视觉传感器采集实地测试海域的图像信息,并无线传输给服务器存储。

本团队共采集了 28 000 多张水上图像。首先通过代码去除已损坏或模糊的图像,对数据进行一次清洗。然后通过结构相似性(structural similarity, SSIM)算法来做相似性分析,其计算过程如式(1)、(2)、(3)和(4)所示,通过亮度对比、对比度对比和结构对比来计算图像的相似性。对相似度达到 80% 以上的图像进行去重。然后



图1 无人艇水上实验

Fig. 1 USV water experiment

人工对图像进行筛选,剔除成像质量较低的图像。最终建立分割数据集 WATER-DATA,共 5 620 张图像。

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + c_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1} \quad (1)$$

$$c(x, y) = \frac{2\sigma_{xy} + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2} \quad (2)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + c_3}{\sigma_x\sigma_y + c_3} \quad (3)$$

$$SSIM = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (4)$$

式中: x, y 表示输入的两张图像; $l(x, y)$ 表示亮度比较, μ_x, μ_y 表示图像均值, c_1 为常数; $c(x, y)$ 表示对比度比较, σ_x, σ_y 表示图像标准差, c_2 为常数; $s(x, y)$ 表示结构比较, c_3 为常数; $\alpha > 0, \beta > 0, \gamma > 0$ 。

为满足可行域分割需求,数据库中包含在晴天、雨

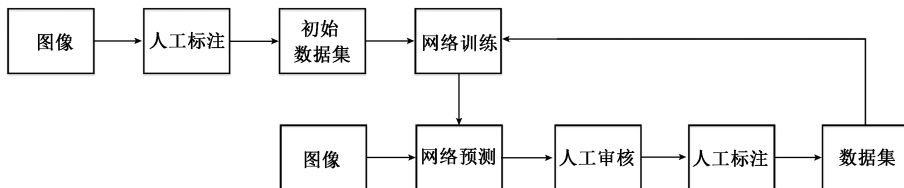


图3 人在回路数据标注方法

Fig. 3 The Human-in-the-loop annotation method

在初始数据集创建环节,需要人工标注一批数据,用于网络初始训练。采用标注工具 Labelme 进行多边形框标注,将一张图像划分为背景、可行域、障碍物多个区域,最终保存为一张灰度图像,背景、可行域、障碍物 3 个区域的灰度值分别为 0、1、2。数据集示例如图 4 所示,左侧为原始图像,右侧为图像标签。

在网络及数据集的迭代更新环节,依赖初始数据集训练初始权重,用以检测新的图像数据,人工筛选出分割精度不达标的图像数据进行标注,如此迭代更新网络权重和数据集,直至网络分割精度达到需求。进行训练网络,直到网络具有初步检测能力。

最终构建无人船可行域及障碍物分割数据集 WATER-DATA,共 5 620 张图像和 25 875 个标签。无人船可行域及障碍物分割数据集的组成如表 1 所示。由于同一图像可能包含多个类别和多个区域,因此某个类别

天、雾天、夜晚等多种气候条件下的图像数据,其中包括河道、湖泊和浅滩的岸线数据和远海的水天线数据。为满足障碍物分割任务,数据库中包含无人船应用场景中常见的障碍物数据,比如船只、浮标、礁石、浮木、树桩等。图 2 显示了一些典型数据,这可能是无人船将会应用到主要场景。

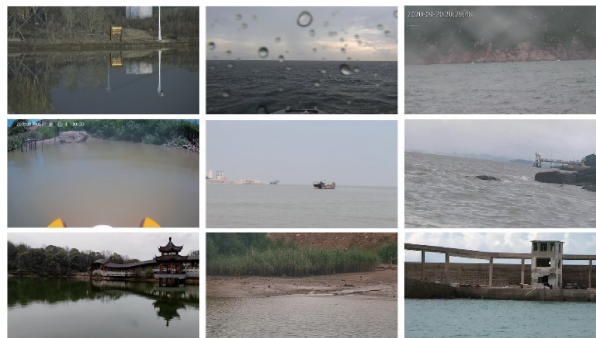


图2 重点数据示例

Fig. 2 The example of key data

1.3 图像数据处理

本文中采用人在回路数据标注方法^[13]进行原始标注工作,其流程如图 3 所示,其包含初始数据集创建和网络及数据集的迭代更新两部分组成。

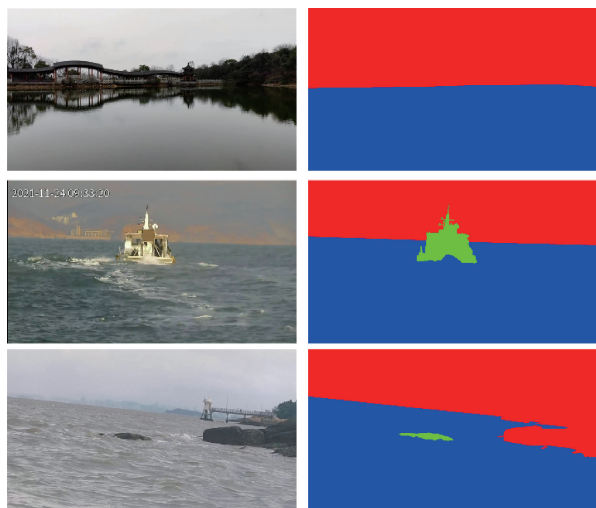


图4 数据集图像示例

Fig. 4 The example of dataset images

的图像数量是指包含这个类别的图像数量总和,而标签数量是指所有图像中这个类别区域数量的总和。

表 1 数据集数量统计

类别	图像数量	标签数量
背景	5 595	8 711
可行域	5 605	8 551
障碍物	2 938	8 613

2 无人船可行域及障碍物分割方案研究

无人船可行域及障碍物分割是无人船安全航行的重要保障,本文在 WATER-DATA 数据上尝试了几个主流分割网络,对其实验结果进行分析,发现主流分割网络主要存在以下问题。

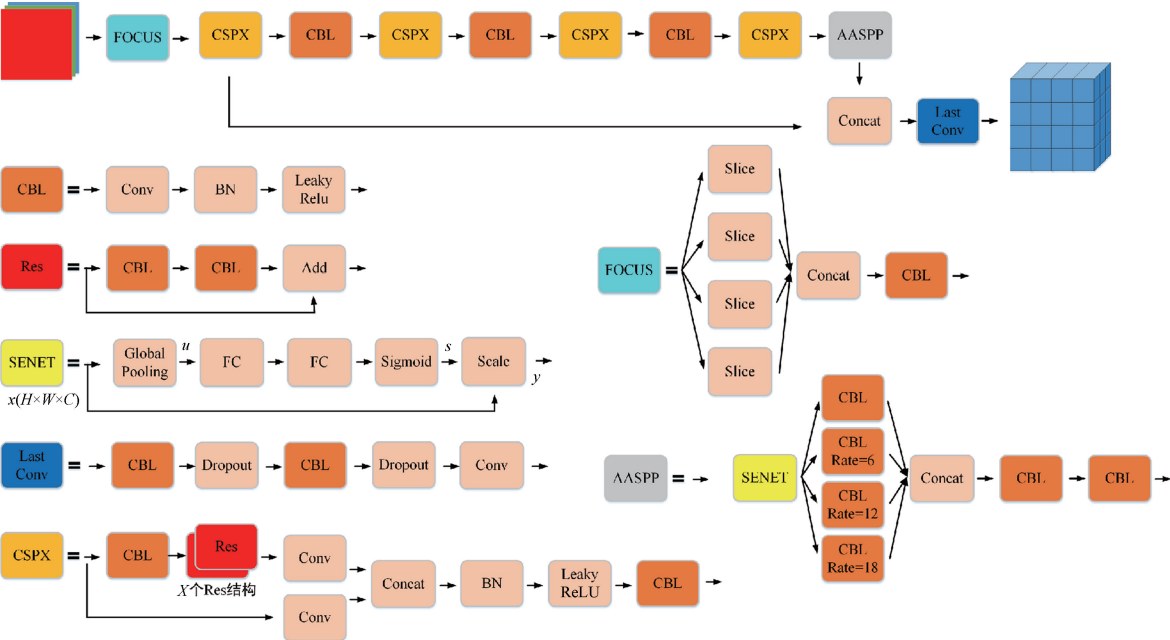


图 5 DeeplabV3-CSPNet 网络结构
Fig. 5 The structure of DeeplabV3-CSPNet

2.1 快速特征提取网络

语义分割网络运算速度一直限制网络的应用,本文主要研究快速分割算法,CSPNet^[16]的优势在于减少了计算量和内存使用量同时保留了丰富的梯度组合。Deeplab-CSPNet 网络在特征提取环节引入了 Focus 和 CSPNet 用以提高运算速度。

“CBL”包含卷积 (convolutional)、批归一化 (batch normalization, BN) 和激活函数 (activate function),激活函数采用 Leaky ReLU,计算公式如式 (5) 所示。

$$L(xi) = \begin{cases} xi, & xi \geq 0 \\ k \times xi, & xi < 0 \end{cases} \quad (5)$$

1) 在无人船的实际应用中,对于分割算法的速度有着较高的要求,考虑到船载光电摄像头的刷新频率普遍为 50 Hz,视频帧率可达 25 fps,分割网络在边缘计算平台的处理速度至少在 25 fps 以上。

2) 无人船在实际航行中遇到的障碍物情况十分复杂,常见的障碍物包含礁石、浮标、渔船、货船、客船等多种障碍物,对障碍物的分割十分困难,所以在实际应用中应确保障碍物与水面边界线的分割准确。

针对这些问题,本文根据 DeeplabV3 Plus^[14] 网络的设计思想,提出了快速分割算法 DeeplabV3-CSPNet 神经网络。其特征提取网络采用下采样模块“Focus”和跨阶段局部网络 (cross stage partial network, CSPNet)^[15],特征融合网络采用注意力加权的带有空洞卷积的空间金字塔池化模块 (attention atrous spatial pyramid pooling, AASPP),其网络结构如图 5 所示。

“Focus”包含切片和卷积层两部分组成,其结构如图 6 所示。“Focus”就是将图像切割成 4 份,然后使用卷积层提取图像特征信息。“Focus”的采用图像切片的方式缩小图像,保留了原始图像的所有信息,提高了网络分割精度。

CSPNet 是一种网络结构设计思路,其与 ResNet^[17] 结和的原理如图 7 所示。首先将输入层的特征划为两个部分。其次只有一部分连接多个残差结构和卷积层,提取深层特征,其中残差结构能够有效避免深层网络的梯度爆炸和梯度消失问题,使网络可以获取更深层的语义信息,同时只有部分特征提取深层信息,这减少了网络的

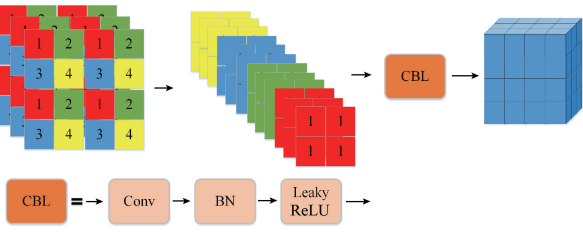


图6 Focus过程示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the Focus process

计算量,从而提高了网络运算速度。然后将另一部分的浅层信息和深层特征信息融合,保留了更多的浅层信息同时又有丰富的语义信息,丰富了特征信息。由于这种跨层的特征信息融合方式,使梯度通过不同的路径传播,实现不同的梯度组合,使网络模型在训练过程中能够获得更好的性能。

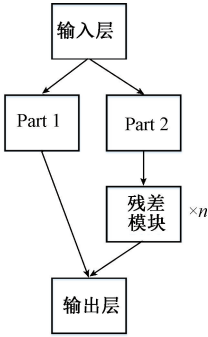


图7 CSPNet结构

Fig. 7 The structure of CSPNet

CSPNet 由于其独特的设计思路,使这种结构的网络具备强大的特征提取能力同时又有较快的运算速度,在相同层数的条件下,CSPNet 相较于普通卷积网络有着更少的计算量和更强大的特征提取能力,同时其丰富的梯度组合将使其在训练过程中发挥更优越的性能。

引入“Focus”和 CSPNet 后网络的性能如表 2 所示。“Focus”和 CSPNet 的组合大幅提高网络运算速度,对 512×512 大小的图像处理速度达到 50 fps,比初始网络运算速度提高了 17.92 fps,同时模型分割精度没有降低。

表2 网络性能比较

Table 2 The comparison of network performance

算法	速度/fps	MIoU/%	IoU1/%	IoU2/%	IoU3/%
DeeplabV3 Plus	32.08	82.74	97.58	97.75	52.90
DeeplabV3 Plus + Focus + CSPNet	50.00	83.01	97.62	97.51	53.88
DeeplabV3 Plus + Focus + CSPNet + AASPP	49.26	84.17	97.69	97.90	56.91

2.2 注意力特征融合网络

为提高模型分割精度,引入注意力机制挤压和激励

网络 (squeeze-and-excitation network, SENET)^[18], 提出 AASPP 模块,实现浅层特征和深层特征的融合。AASPP 结构如图 8 所示。其由 SENET、“CBL”和多个空洞卷积 (atrous convolution) 组成。

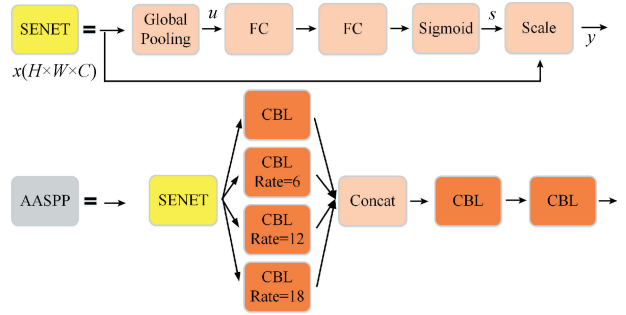


图8 AASPP结构

Fig. 8 The structure of AASPP

SENET 是一种注意力机制,其由全局池化 (global pooling)、全连接层 (full connection layer, FC)^[19]、Sigmoid 激活函数等部分组成,计算过程如式(6)、(7)、(8)所示。

$$u_c = \frac{1}{H \times W} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W x_c(i, j) \quad (6)$$

$$s_c = \sigma(W_2(W_1 u_c)) \quad (7)$$

$$y_c = s_c x_c \quad (8)$$

式中: x_c 和 y_c 分别表示特征图第 c 通道的输入和输出; W_1 和 W_2 表示全连接层权重; σ 表示激活函数 Sigmoid。

SENET 结构通过全局平均池化得到各个通道的特征信息,通过全连接层和激活函数获取每个通道的注意力权重,最终与输入相乘抑制了无关通道的信息。

这里采用普通卷积和空洞卷积组合的方式实现特征信息提取,空洞卷积如图 9 所示。空洞卷积通过在卷积核元素之间添加零实现卷积核的扩大,通过不同的填充系数获取不同的感受野。本文中采用 1 个普通卷积和 3 个不同填充系数的空洞卷积,高效的扩充 AASPP 模块的感受野,同时也比带有空洞卷积的空间金字塔池化模块 (atrous spatial pyramid pooling, ASPP) 结构简单。

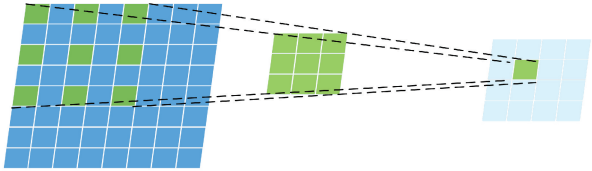


图9 空洞卷积

Fig. 9 Atrous convolution

最后仅在网络训练过程中添加 Dropout^[20] 模块。Dropout 如图 10 所示,其是在训练过程中随机隐藏部分神经元,保证每次训练时网络结构都有所差异,从而避免过拟合现象的产生。

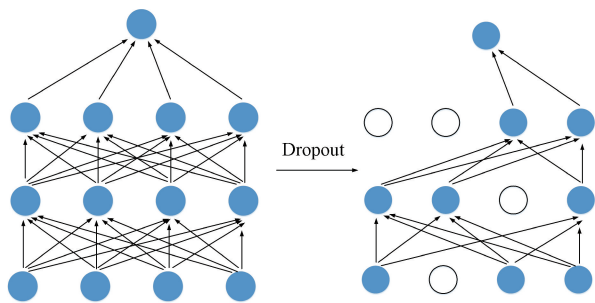


图 10 Dropout 结构

Fig. 10 The structure of Dropout

在改进特征提取结构后引入 AASPP 网络的性能如表 2 所示。AASPP 的引入提升分割精度,对 512×512 大小的图像,对障碍物的分割精度达到 56.91%,比未使用 AASPP 的网络提升了 3.03%,网络分割平均交并比提高了 1.16%。

2.3 消融实验

本文在无人船可行域及障碍物分割数据集上开展消融实验。评估指标包含平均交并比 (mean intersection over union, MIoU) 和运算速度 (speed) 两个指标,速度采用每秒帧数 (frames per second, fps) 进行评估。MIoU 计算示意图如图 11 所示, A 表示一个类别网络预测结果, B 表示该类别的真实情况,其交并比 (intersection over union, IoU) 的计算公式如式 (9) 所示, MIoU 就是所有类别的 IoU 的均值,其计算公式如式 (10) 所示。

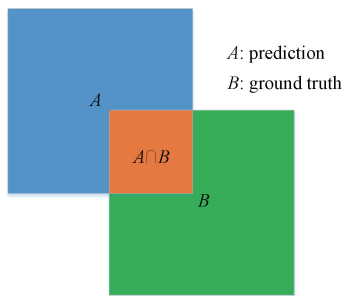


图 11 IoU 计算示意图

Fig. 11 The schematic diagram of IoU calculation

$$IoU = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (9)$$

$$MIoU = \frac{\sum_{i=1}^n IoU_i}{n} \quad (10)$$

本文在 WATER-DATA 上以相同的参数训练了 Deeplab V3 Plus 原始网络、引入“Focus”和 CSPNet 的网络、引入 AASPP 模块后的网络模型,输入图像大小为 512×512 ,在验证集上的性能如表 2 所示。

特征提取网络采用“Focus”和 CSPNet 结构,提升了

网络运算速度,同时保持了精度,在其基础引入 AASPP 模块,提升了网络分割精度,最终 DeeplabV3-CSPNet 平均交并比达到 84.17%,比原始网络提升 1.43%,运算速度达到了 49.26 fps,比原始网络提升了 17.18 fps。

3 实验

3.1 网络在线学习实验

1) DeeplabV3-CSPNet 网络训练

本实验服务器使用的 CPU 处理器为 Intel i9-7920x, GPU 处理器为 Nvidia RTX2080ti,软件环境主要包括 Python3.8, OpenCV4.5.2.52, CUDA10.1, cuDNN7.4, PyTorch1.8, torchvision0.9.1, TensorRT7.0。

WATER-DATA 数据集包含 5 620 个图像和标签对,按照 9 : 1 划分训练集和验证集,训练集 5 058 张图像,验证集 562 张图像。根据实际需要,数据集有 3 种类型的对象,分别被标记为背景、可行域、障碍物,共 25 875 个标签。

在 WATER-DATA 数据集上进行 DeeplabV3-CSPNet 网络训练,初始学习率设置为 0.01,迭代轮数设置为 200 个 epoch,采用随机梯度下降法 (stochastic gradient descent, SGD) 优化损失函数,训练过程中损失函数选择交叉熵 (cross entropy) 损失函数,其公式为:

$$L = -[y \times \log(\hat{y}) + (1 - y) \times \log(1 - \hat{y})] \quad (11)$$

网络训练过程中的损失曲线如图 12 所示,由图可知网络模型已经收敛。

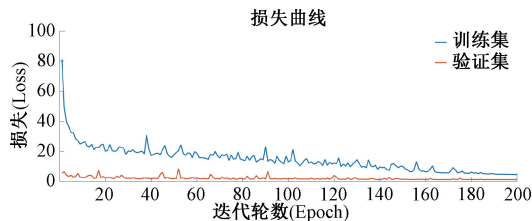


图 12 损失曲线

Fig. 12 Loss curve

本文在 562 张验证集上进行网络性能测试,网络性能测试结果如表 3 所示,其中 Speed1 为计算机端网络运算速度,Speed2 为边缘计算平台网络运算速度,单位为 fps;MIoU 为网络平均交并比,IoU1 指背景分割的交并比,IoU2 指可行域分割的交并比,IoU3 指障碍物分割的交并比,均是计算机端的分割精度。DeeplabV3-CSPNet 网络在图像输入大小为 512×512 时,其计算机端运算速度能达到 49.26 fps,边缘计算平台网络运算速度达到 45.45 fps,MIoU 达到 84.17%。

DeeplabV3-CSPNet 网络在验证集上测试结果如图 13 所示。由实验结果可知,DeeplabV3-CSPNet 网络

预测的可行域边界与真实边界基本贴合,在水面反射的情况依旧保持着很好的精度,障碍物和水面的边界分割准确,满足实际使用要求。



图 13 DeeplabV3-CSPNet 网络预测结果
Fig. 13 DeeplabV3-CSPNet network prediction results

2) 网络性能对比实验

为了验证 DeeplabV3-CSPNet 网络性能,将与主流分割网络进行性能对比实验,本文实践了全卷积神经网络 (fully convolutional networks, FCN)^[19]、U-Net^[21]、DeeplabV3 Plus^[14] 3 个主流分割网络。

本文在水域分割数据集上进行 FCN8S、U-Net 和 DeeplabV3 Plus 网络的训练,训练参数设置和 DeeplabV3-CSPNet 保持一致,同样在验证集上进行网络性能测试,图像输入大小为 512×512,网络预测结果对比如图 14 所示。实验结果表明,DeeplabV3-CSPNet 网络在夜晚水面存在明显水面反射的情况下分割效果明显优于其他网络,障碍物与水面交界处的分割精度不比其他网络差。

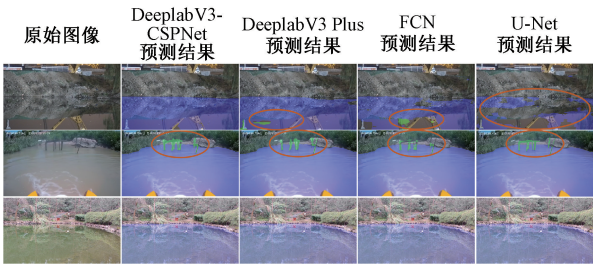


图 14 网络预测结果对比
Fig. 14 Comparison of network prediction results

各个网络的性能对比如表 3 所示,DeeplabV3-CSPNet 网络的 MIoU 达到 84.17%,略低于 U-Net 网络的 85.19%,但仍高于 FCN 和 DeeplabV3 Plus 网络。DeeplabV3-CSPNet 网络的运算速度达到 49.26 fps,远高

于 FCN、U-Net 和 DeeplabV3 Plus 网络,满足实际应用速度需求。

表 3 网络性能对比实验结果

Table 3 Network performance comparison experimental results						
算法	Speed1/fps	Speed2/fps	MIoU/%	IoU1/%	IoU2/%	IoU3/%
DeeplabV3 Plus	32.08	30.30	82.74	97.58	97.75	52.90
FCN	37.16	—	82.41	97.71	97.53	51.95
U-Net	35.29	33.32	85.19	97.71	97.73	60.13
Deeplabv3-CSPNet	49.26	45.45	84.17	97.69	97.90	56.91

DeeplabV3-CSPNet 网络的综合性能优于主流网络模型,但是其依旧存在不足之处,如图 15 所示,DeeplabV3-CSPNet 网络在复杂的黑暗和强光条件下边界分割不够精准,在水面颜色和陆地颜色接近时边界分割不够精准,同时对于远方靠近岸边的复杂障碍物存在漏检情况,这些问题将是后续研究所需要解决的问题。

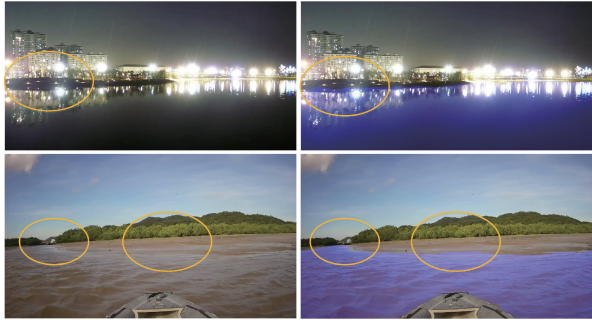


图 15 网络分割结果示例
Fig. 15 The example of network segmentation results

3.2 离线航行实验

网络在线学习实验可以获得一个高性能的网络模型,为验证该模型的实用性,本团队在多个海域和自然湖泊开展离线航行实验,实验步骤如图 16 所示。

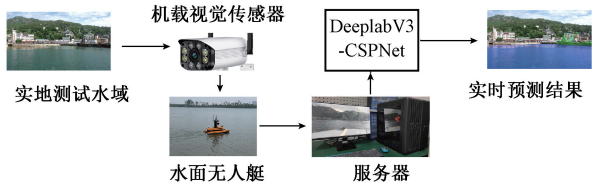


图 16 离线航行实验
Fig. 16 Offline navigation experiment

通过水面无人艇机载视觉传感器实时采集测试水域的图像数据,并实时传输给服务器;基于 DeeplabV3-CSPNet 模型对图像数据进行实时处理并显示。实验结果如图 17 所示,DeeplabV3-CSPNet 模型在雨天依旧发挥着优越的性能,对于近岸的岸线分割精准,对于远处较小的

礁石依旧能够精准分割,可见 DeeplabV3-CSPNet 在无人船可行域及障碍物分割任务上有着快速且准确的优势。



图 17 离线航行实验结果

Fig. 17 Offline navigation experiment results

3.3 模型部署实验

网络在线学习实验可以获得一个高性能的网络模型,为验证该模型的实用性,本团队在多个海域和自然湖泊开展模型部署实验,实验步骤如图 18 所示。

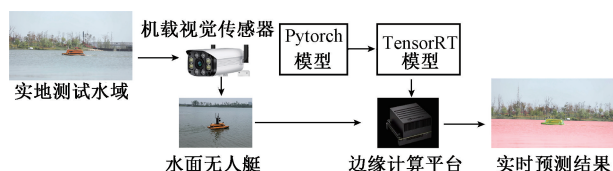


图 18 模型部署实验

Fig. 18 Model deployment experiment

通过水面无人艇机载视觉传感器实时采集测试水域的图像数据,并实时传输给边缘计算平台。本文中边缘计算平台选择 NVIDIA Jetson AGX Xavier,其 GPU 为 NVIDIA Volta 架构,配备 512 个 NVIDIA CUDA 核心和 64 个 Tensor Core,显存可达 32 G。本文首先将训练好的 Pytorch 网络模型转换为 TensorRT 网络模型,然后将 TensorRT 网络模型部署至边缘计算平台,最后在边缘计算平台上实现对摄像头数据的实时推理,图像输入大小为 512×512 时,运算速度可达 45.45 fps,运算速度明显优于其他网络,推理结果如图 19 所示,可见 DeeplabV3-CSPNet 在边缘计算平台上依然有着快速且准确的优势。

4 结 论

本文根据无人船快速分割的需求,提出了一种快速



图 19 模型部署实验结果示例

Fig. 19 The example of model deployment experiment results

水上图像分割网络 DeeplabV3-CSP。在特征提取网络中采用“Focus”和 CSPNet 组合的方式优化网络结构,减少网络计算量的同时提升网络精度;在特征融合过程中引入了注意力机制并优化 ASPP 结构提出了 AASPP 结构,提高了网络精度;在训练过程中引入 Dropout 模块,避免了过拟合现象的出现;模型可部署在边缘计算平台上,其在边缘计算平台上运算速度能够达到 45.45fps。由实验结果可知,本文方法兼具快速和准确的有点,能够在复杂的水域条件下发挥算法在速度上的优势。

无人船可行域及障碍物分割技术是无人船智能环境感知的重要一环,仍具有重要的研究价值。未来,进一步扩充数据集,优化网络结构,与目标检测网络相结合,提高障碍物的检测能力,也是提高无人船可行域及障碍物分割算法的潜在途径。

参考文献

- [1] 李伟,李天伟,张尚悦,等.水面无人艇技术发展及展望[J].舰船电子工程,2021,41(4):1-3,12.
LI W, LI T W, ZHANG SH Y, et al. Technology development and prospect of unmanned surface vessels[J]. Ship Electronic Engineering, 2021, 41(4): 1-3, 12.
- [2] 李晖晖,周康鹏,韩太初.基于 CReLU 和 FPN 改进的 SSD 舰船目标检测[J].仪器仪表学报,2020,41(4):183-90.
LI H H, ZHOU K P, HAN T CH. Ship object detection based on SSD improved with CReLU and FPN[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(4): 183-190.
- [3] 秦世洋,张腾,武绍宽,等.水上无人艇目标跟踪控制方法研究[J].中北大学学报(自然科学版),2020,

- 41(2): 148-153,60.
- QIN SH Y, ZHANG T, WU SH K, et al. Target tracking of unmanned surface vehicle based on model predictive control[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition), 2020, 41(2): 148-153,60.
- [4] 程亮, 杨渊, 张云飞, 等. 面向无人艇智能感知的水上目标识别算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9): 99-104.
- CHENG L, YANG Y, ZHANG Y F, et al. Research on water target recognition algorithm for unmanned surface vessrl [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9): 99-104.
- [5] 王雨, 戴曙光. 基于改进的 Gabor 滤波和区域生长的目标检测[J]. 电子测量技术, 2019, 42(4): 74-78.
- WANG Y, DAI SH G. Target detection based on improved Gabor filter and region growing[J]. Elctronic Measurement Technology, 2019, 42(4): 74-78.
- [6] 马忠丽, 梁秀梅, 文杰. 无人水面艇目标图像自适应分割算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2014, 46(7): 53-59.
- MA ZH L, LIANG X M, WEN J. Image adaptive segmentation algorithm for unmanned surface vehicle targets[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2014, 46(7): 53-59.
- [7] 徐守坤, 王雨萱, 李宁, 等. 基于均匀测度的水面目标分割[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(7): 1996-2001.
- XU SH K, WANG Y X, LI N, et al. Water surface target segmentation based on uniform measure [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(7): 1996-2001.
- [8] 陈长风, 黄萍萍, 王建华. 自适应灰度门限法在水面图像分割中的应用[J]. 现代电子技术, 2011, 34(12): 121-124.
- CHEN CH F, HUANG P P, WANG J H. Application of adaptive gray threshold in surface image segmentation[J]. Modern Electronics Technique, 2011, 34(12): 121-124.
- [9] 张聪聪, 牟莉. 基于机器视觉的图像边缘检测算法研究[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(12): 80-85.
- ZHANG C C, MU L. Research on image edge detection algorithm based on machine vision [J]. Foreign Elctronic Measurement Technology, 2020, 39(12): 80-85.
- [10] SHI M Y, GAO J C. Research on high altitude remote sensing building segmentation based on improved u-net algorithm [J]. Instrumentation, 2021, 8(4): 47-54.
- [11] 张金松, 邢孟道, 孙光才. 一种基于密集深度分离卷积的 SAR 图像水域分割算法[J]. 雷达学报, 2019, 8(3): 400-412.
- ZHANG J S, XING M D, SUN G C. A water segmentation algorithm for SAR image based on dense depthwise separable convolution[J]. Journal of Radars, 2019, 8(3): 400-412.
- [12] 凌贵, 李艳君, 周维钧, 等. 面向无人船的水域分割模型设计与通道剪枝加速方法[J]. 工业控制计算机, 2022, 35(5): 73-75.
- LING G, LI Y J, ZHOU W J, et al. Water area segmentation model design and channel pruning acceleration method for unmanned ship [J]. Industrial Personal Computer, 2022, 35(5): 73-75.
- [13] CHENG L, DENG B, YANG Y, et al. Water target recognition method and application for unmanned surface vessels[J]. IEEE Access, 2021, 10: 421-434.
- [14] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]. Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 801-818.
- [15] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020: 390-391.
- [16] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection[J]. ArXiv Preprint, ArXiv: 2004.10934, 2020.
- [17] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 770-778.
- [18] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132-7141.
- [19] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3431-3440.
- [20] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors [J]. ArXiv Preprint, ArXiv: 1207. 0580, 2012.
- [21] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROXT. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, Springer,

Cham, 2015; 234-241.

作者简介



熊锐, 2020 年于湖南大学获得学士学位, 现为湖南大学硕士研究生, 主要研究方向为深度学习。

E-mail: xiongrui@hnu.edu.cn

Xiong Rui received his B. Sc. degree in 2020 from Hunan University. Now he is a M. Sc. candidate in Hunan University. His main research interest includes deep learning.



何贇泽(通信作者), 2006 年于西安交通大学获得学士学位, 2008 年于国防科学技术大学获得硕士学位, 2012 年于国防科学技术大学获得博士学位, 现为湖南大学电气与信息工程学院教授, 主要研究方向为新能源设备健康监测、红外机器视觉与人工智

能、智能传感与无损检测、电力电子和储能电池健康监测和预警、电力系统在线监测与故障诊断、基于物联网的健康监测。

E-mail: yhe@vip.163.com

He Yunze (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2006 from Xi'an Jiaotong University, received his M. Sc. degree in 2008 from National University of Defense Technology, received his Ph. D. degree in 2012 from National University of Defense Technology. Now he is a professor of the School of Electrical and Information Engineering of Hunan University. His main research interests include new energy equipment health monitoring, infrared machine vision and artificial intelligence, intelligent sensing and nondestructive testing, power electronics and energy storage battery health monitoring and early warning, online power system monitoring and fault diagnosis, and health monitoring based on the Internet of Things.