

# 基于改进 DeepLabv3+ 网络的风机叶片分割算法研究

李 宁, 张彦辉, 尚英强, 周 戈, 高金秋

(国网北京电力公司电缆分公司, 北京 100010)

**摘要:** 为了提高风机叶片图像的分割质量, 提出了一种改进 DeepLabv3+ 网络的风机叶片分割算法。由于无人机采集风机叶片图像具有背景复杂和叶片占比差异较大的问题, 提出的算法在 DeepLabv3+ 网络的基础上改进了 ASPP 模块和 Decoder 模块。DSAPP 通过级联多个空洞卷积层, 使用密集连接的方式将每个空洞卷积层的输出传递给后续的空洞卷积层, 通过一系列的特征连接编码不同尺度的中间特征, 获得了更大范围的感受野。在 Decoder 阶段添加多层特征融合, 以恢复在降采样过程中丢失的细节信息和各级特征。通过对风机叶片数据集进行实验, MIoU 值达到了 0.991 3, PA 值达到了 0.996 8, 实验表明该设计的算法对风机叶片的分割效果优于 DeepLabv3+ 网络, 具有更好的细节信息。

**关键词:** 风机叶片; 图像分割; DeepLabv3+; DSAPP

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.211974

中文引用格式: 李宁, 张彦辉, 尚英强, 等. 基于改进 DeepLabv3+ 网络的风机叶片分割算法研究[J]. 电子技术应用, 2022, 48(9): 108-113, 118.

英文引用格式: Li Ning, Zhang Yanhui, Shang Yingqiang, et al. Research on fan blade segmentation algorithm based on improved DeepLabv3+ network[J]. Application of Electronic Technique, 2022, 48(9): 108-113, 118.

## Research on fan blade segmentation algorithm based on improved DeepLabv3+ network

Li Ning, Zhang Yanhui, Shang Yingqiang, Zhou Ge, Gao Jinqiu

(Cable Branch of Beijing Electric Power Company, Beijing 100010, China)

**Abstract:** In order to improve the segmentation quality of fan blade image, this paper proposes a fan blade segmentation algorithm based on improved DeepLabv3+ network. Due to the problems of background assistance and large difference in the proportion of blades collected by UAV, the algorithm proposed in this paper improves the ASPP module and decoder module based on the DeepLabv3+ network. DSAPP concatenates multiple hole convolutions, and transfers the output of each hole convolution layer to the subsequent hole convolution layer by using dense connection. Through a series of feature connections, DSAPP encodes intermediate features of different scales, and obtains a larger range of receptive fields. In the decoder stage, multi-layer feature fusion is added to recover the detail information and all levels of features lost in the down sampling process. Through the experiment of fan blade data set, the MIoU value reaches 0.991 3, PA value reaches 0.996 8. The experimental results show that the segmentation effect of the algorithm designed in this paper is better than that of DeepLabv3+ network, and has better detail information.

**Key words:** fan blade; image segmentation; DeepLabv3+; DSAPP

## 0 引言

近年来, 随着国家对风电政策支持力度的不断加大, 风电产业获得了长足的发展, 我国已经成为世界上最大的风电产业大国。随着大量风电机组的出保, 风电运维管理问题也受到业内人士的广泛关注。由于风电场环境较复杂, 风力发电机组叶片全天候在高空运行, 容易出现缺陷影响叶片寿命, 严重的甚至造成停机事故。因此, 对风机叶片进行定期检查具有重要意义。

随着无人机技术、人工智能及无损检测技术的发展, 基于无人机平台采集高清风机叶片图像, 通过计算机视觉技术自动识别缺陷的自动巡检技术已成为风电机组

定期巡检的新模式。由于无人机航拍采集的叶片图像背景为大地, 背景复杂, 干扰因素较多, 利用图像分割技术实现对风机叶片区域的分割, 实现背景的去除, 能够排除环境干扰, 有效提高缺陷识别的准确率。传统的图像分割方法根据图像的颜色、空间结构和纹理信息等特征进行处理分析, 如: 基于阈值的图像分割方法、基于边缘的图像分割方法、基于区域的图像分割方法、基于特定理论的分割方法等<sup>[1-4]</sup>。传统的图像分割方法在分割精度和分割效率上难以达到实际应用的要求, 需要通过人工设计的特征与其他方法的结合实现, 具有很大的局限性<sup>[5-6]</sup>。而深度学习能够从数据中有效地自主学习特征,

具有很强的自学习能力。随着 2015 年全卷积网络 FCN<sup>[7]</sup>的提出,利用深度学习进行语义分割逐渐发展起来。

DeepLab 是深度学习语义分割领域影响较大的一支,其中 DeepLabv3+<sup>[8]</sup>是 DeepLab 语义分割系列网络的最新作,其前作有 DeepLabv1<sup>[9]</sup>、DeepLabv2<sup>[10]</sup>、DeepLabv3<sup>[11]</sup>,在 DeepLabv3+ 中通过 Encoder–Decoder 结构进行多尺度信息的融合,其骨干网络使用了 ResNet–101 和 Xception 模型,提高了语义分割的健壮性和运行速率。DeepLabv3+ 提出了采用扩张卷积代替池化层来产生密集的预测的策略,在 Pascal VOC 和 Cityscape 数据集取得了不错的成绩,但其编码输出的特征图相较于输入图像分辨率减小了 16 倍,有很多的细节信息被丢失,导致现有算法在物体边缘和细节部分分割效果不佳<sup>[12–13]</sup>。

由于无人机采集的风机叶片图像具有背景复杂和叶片占比差异较大的问题,本文以 DeepLabv3+ 网络为基础,在 DeepLabv3+ 网络的基础上改进了空间金字塔结构(Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP)和 Decoder 模块。DSAPP 通过级联多个空洞卷积层,使用密集连接的方式将每个空洞卷积层的输出传递给后续的空洞卷积层,获得了更大范围的感受野。在 Decoder 阶段添加多层特征融合,以恢复在降采样过程中丢失的细节信息和低级特征。

## 1 图像采集及基础网络简介

### 1.1 图像采集

本文所用的图像是选择抗风性能较强的六旋翼无人机搭载可见光相机通过自主规划航线,沿着叶片的 4 个面(迎风面、背风面、前缘、后缘)飞行采集的。相机距离叶片的距离约为 6 m,约每隔 2 m 采集一张图像。每幅图像的尺寸为 5 280×3 956,为了降低分割难度,提升分割效率,本文将图像中出现的机头及塔筒部分也视为叶片处理。

### 1.2 DeepLabv3+ 网络结构简介

DeepLabv3+ 属于 Encoder–Decoder 模型,Encoder–Decoder 结构常用于自然语言处理中,在分割任务中就是将图片通过卷积得到小尺寸的特征图再通过上采样将尺寸还原的过程。DeepLabv3+ 网络是以 DeepLab3 模型为

基础,利用其作为编码模块输出特征图,并添加解码模块实现语义分割。编码器部分首先利用不同通道的可分离卷积层提取图像特征,再通过 ASPP 模块中不同扩张率的空洞卷积捕获到该特征空间信息,并通过 1×1 卷积进行通道压缩。在解码器部分,首先对提取到的多尺度特征信息进行 4 倍双线性插值上采样,再与基础网络中提取到的原始特征进行结合,然后利用 3×3 卷积对合并后总的特征信息做简单特征融合,最后对特征采用 4 倍双线性插值上采样得到分割结果。图 1 展示了 DeepLabv3+ 的基本结构。

### 2 基于改进 DeepLabv3+ 网络的叶片分割方法

DeepLabv3+ 网络通过 Encoder–Decoder 结构实现像素的有效分割,但 ASPP 选择的扩张率 6、12、18 可以获取的感受野有限,且 Decoder 阶段引入 Encoder 的低层特征图进行特征融合,丢失了部分中高层特征,在物体边缘处的语义分割效果不够理想。针对 DeepLabv3+ 网络的不足,本文从两个方面进行改进,通过建立 DASPP 模块获取更大的感受野和更密集的采样点,将 Encoder 阶段的多层特征图拼接到 Decoder 阶段,通过特征融合增加网络的细节信息。整体网络结构如图 2 所示。

#### 2.1 DASPP 模块

DeepLabv3+ 采用 ASPP 模型进行级联的空洞卷积,通过叠加不同扩张率的空洞卷积特征,使得输出的特征映射级联到一起逐步获得更多的感受野尺寸。ASPP 模块使用空洞卷积解决分辨率和感受野的矛盾,在不增加卷积核参数量的前提下获得较大的感受野尺寸,编码高级的语义信息。空洞卷积的主要作用就是在保持分辨率的条件下增大感受野,一维的空洞卷积如下:

$$y[i] = \sum_{k=1}^K x[i+d*k]*w[k] \quad (1)$$

其中,y[i]表示输出信号,x[i]表示输入信号,d 表示扩张率,w[k]表示卷积核的第 k 个参数,K 是卷积核大小,\* 表示卷积。空洞卷积相当于在卷积核两个连续值中间插入了 d-1 个 0,使得卷积时的感受范围增大。ASPP 通过并联 3 个不同扩张率的空洞卷积层处理同一输入特征,并将结果融合在一起,此时输出的特征是输入的多

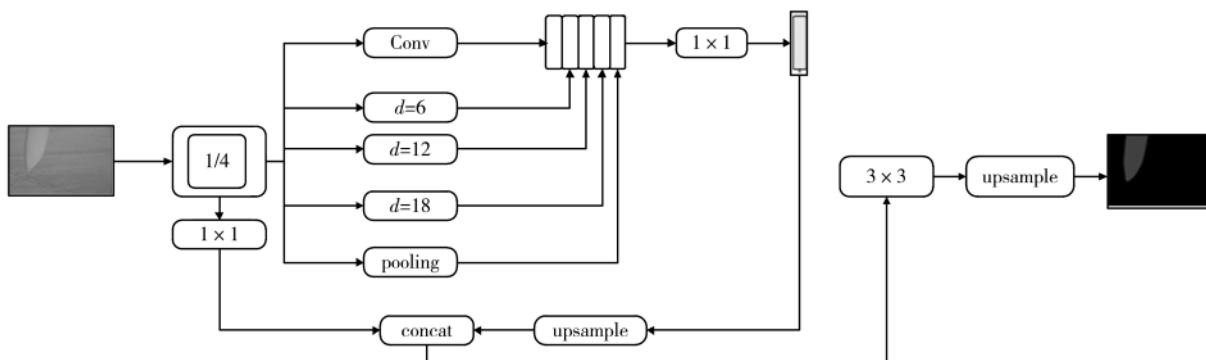


图 1 DeepLabv3+ 的网络结构

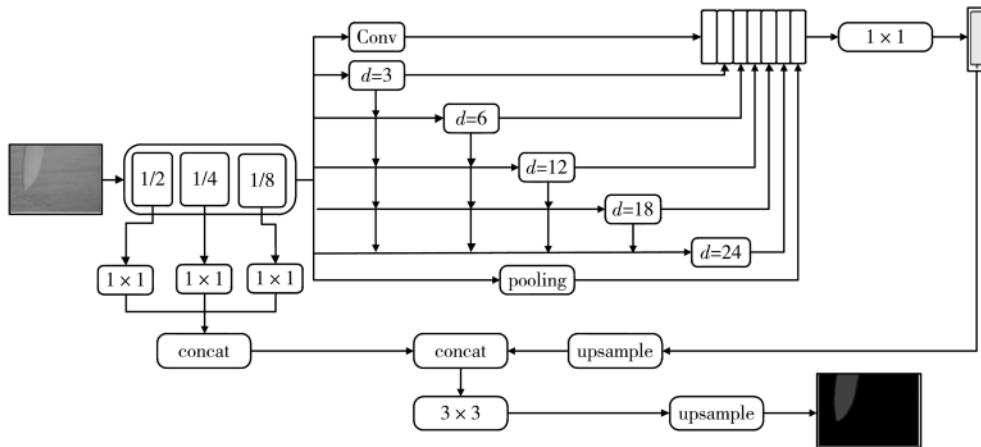


图 2 改进 DeepLabv3+ 的网络结构

尺度采样特征,如式(2)所示:

$$y = H_{3,6}(x) + H_{3,12}(x) + H_{3,18}(x) \quad (2)$$

其中, $H_{k,d}(x)$ 用来表示一个空洞卷积, $y$ 表示融合特征。DeepLabv3+采用的ASPP模块将3个不同扩张率(6、12、18)的卷积层进行连接,增加了卷积核的感受野,例如一个扩张率为 $d$ ,卷积核大小为 $K$ ,通过空洞卷积后的感受野尺寸可以表示为:

$$R = (d-1) \cdot (K-1) + K \quad (3)$$

ASPP模块的3个空洞卷积层分别产生的感受野范围如式(4)所示:

$$\begin{cases} R_6 = (6-1) \cdot (3-1) + 3 = 13 \\ R_{12} = (12-1) \cdot (3-1) + 3 = 25 \\ R_{18} = (18-1) \cdot (3-1) + 3 = 37 \end{cases} \quad (4)$$

语义分割任务需要像素的高级特征表示,对于高分辨率的叶片图像需要网络具有更大的感受野。ASPP为了获取足够大的感受野,需要足够大的扩张率,但随着扩张率增加,会使得像素采样率比传统卷积更加稀疏,造成更多的细节信息丢失,因此原有的ASPP模块对扩张卷积的效果产生衰减,空洞卷积会变得越来越无效并逐渐失去模型能力。在风机桨叶分割中,存在不同尺度的风机叶片,叶片占幅比过大和过小的情况均存在,这更加需要捕获不同尺度的叶片感受野。因此本文设计了DASPP模块来解决风机桨叶分割中的感受野问题,通过级联多个空洞卷积层,使用密集连接的方式将每个空洞卷积层的输出输送给后续的空洞卷积层。在DASPP模块中,空洞卷积层充分利用了合理的扩张率,通过一系列的特征连接编码不同尺度的中间特征,因此DASPP模块的输出特征覆盖了多尺度范围的信息,同时也避免了使用过大扩张率的卷积导致的细节特征丢失问题。为避免因空洞卷积密集连接出现的特征通道数激增问题,本文使用了 $1 \times 1$ 卷积进行通道压缩,用于降低参数,限制计算量。

DASPP结合了空洞卷积层串联和并联的优点,可以产生具有更多尺度的特征表示,多尺度特征融合与增大

感受野交替进行。空洞卷积层通过级联的方式组织到了一起,扩张率逐层增加,每层空洞卷积层的输出都会与其输入及其他层的输出进行组合,最终产生具有更多更大尺度的感受野。本文设计的DASPP模块使用5个不同扩张率(3、6、12、18、24)的空洞卷积层进行级联,并与另外两层特征层进行组合后共同编码,生成更密集的特征金字塔。DASPP模块级联的空洞卷积如式(5)所示:

$$y_l = H_{k,d_l}([y_{l-1}, y_{l-2}, \dots, y_0]) \quad (5)$$

其中, $d_l$ 表示第 $l$ 层的扩张率; $y_{l-1}, y_{l-2}, \dots, y_0$ 表示对前面所有层的输出进行组合之后生成的特征。级联两个空洞卷积层可以产生更大的感受野,假设两个空洞卷积的感受野尺寸分别为 $K_1, K_2$ ,级联后的感受野为:

$$k = k_1 + k_2 - 1 \quad (6)$$

可以看到DASPP使用密集连接集成几个不同扩张率的卷积层特征,相当于集成多个尺度和感受野的卷积核特征,由于存在串联和并联结构,扩张率层层递增,后面的层使用前面的层的特征,进行信息的共享,像素的使用更加密集,小的扩张率使得像素采集更加密集,大的扩张率使得感受野更大。ASPP与DASPP的感受野对比如下:

ASPP的最大与最小感受野:

$$R_{\max} = \max[R_{3,6}, R_{3,12}, R_{3,18}] = R_{3,18} = 37 \quad (7)$$

$$R_{\min} = \min[R_{3,6}, R_{3,12}, R_{3,18}] = R_{3,6} = 13 \quad (8)$$

DASPP的最大与最小感受野:

$$R_{\max} = R_{3,3} + R_{3,6} + R_{3,12} + R_{3,18} + R_{3,24} - 4 = 127 \quad (9)$$

$$R_{\min} = \min[R_{3,3}, R_{3,6}, R_{3,12}, R_{3,18}, R_{3,24}] = R_{3,3} = 7 \quad (10)$$

因此,本文提出的DASPP模块对于高像素中的小目标和大目标分割提供了充分的上下文信息,能够产生更好的分割细节。

## 2.2 Decoder模块

DeepLabv3+网络通过Decoder模块来重构物体的边界信息,首先对提取到的多尺度特征信息进行4倍双线性插值上采样,再与基础网络特征提取部分提取的原始特征进行结合,然后利用 $3 \times 3$ 卷积对合并后的特征信息做简单的特征融合,最后对特征采用4倍双线性插值上

采样得到分割结果，避免了原始结构中直接对编码器输出进行 16 倍的上采样操作，具有更好的细节信息。但 DeepLabv3+ 网络的 Encoder 阶段仍然采用了一个 4 倍的上采样，大尺度的上采样会对边缘分割产生不利影响，且只与基础网络的低层特征进行了融合，丢失了部分信息会造成分割结果的损失。因此在 Decoder 阶段添加多层特征融合，以恢复在降采样过程中丢失的细节信息和低级特征。优化后的 Decoder 模块融合基础网络的多层次特征图，编码器输出特征进行 4 倍上采样后与将基础网络提取的 1/2、1/4 和 1/8 大小的特征图进行充分的特征融合，减少上采样过程的信息丢失问题，获得更好的分割效果。

本文在 Decoder 模块采用了  $1 \times 1$  卷积和深度可分离卷积， $1 \times 1$  卷积将基础网络提取的特征图进行通道压缩，保持特征所占的比重均衡，利于模型学习。将编码和解码的特征进行融合后，再经过一个  $3 \times 3$  的深度可分离卷积，将每个通道独立进行卷积计算，逐点卷积将得到的多个特征图在深度上加权组合，能够实现对空间信息和深度信息的去耦合，有效提高分割精度。优化后的网络模型通过端到端的学习和训练，能够在叶片边缘等细节部分有更好的表现。

### 3 实验及结果分析

#### 3.1 数据集准备

本实验采用的数据集来自无人机采集的风机可见光图像数据集，共 918 张，包括风机不同角度不同距离的可见光图像。利用开源图像标注工具 VIA 对可见光图像的风机叶片轮廓区域进行精准标注，得到包含标注信息的 JSON 文件。对标注文件进行解析，区分像素点是在叶片外还是叶片内，对不同对象赋予不同的数值，把背景像素设为 0，叶片像素设为 1，保存为与原图名称一样的单通道 mask 标签图，用于网络的训练。

图像增广技术通过对训练图像做一系列的随机改变，来产生相似但又不同的训练样本，扩大数据集的规模，降低模型对某些属性的依赖，从而提高模型的泛化能力<sup>[14]</sup>。在分割任务中需要对原图和 mask 标签图同步增广，选择数据增广工具 Augmentor 实现。将可见光原图与 mask 图进行旋转、水平翻转、噪声、裁剪、颜色空间变换等操作对应变换，使得数据集更加丰富和多样性，颜色空间变换效果如图 3 所示。最终形成训练集图像 2 000 张，验证集图像 400 张，测试集图像 200 张。

#### 3.2 模型训练

本文实验基于 Ubuntu16.04 操作系统，GPU 为 GeForce RTX2080Ti，CPU 为 Inter Core i9-9900，使用 TensorFlow 深度学习框架来训练和测试模型。

本文在基础网络部分使用 ResNet-101 作为预训练模型，使用 Adam 优化算法迭代的更新网络权重，使用 poly 学习策略，设置初始化学习率为 0.007，power 设置为

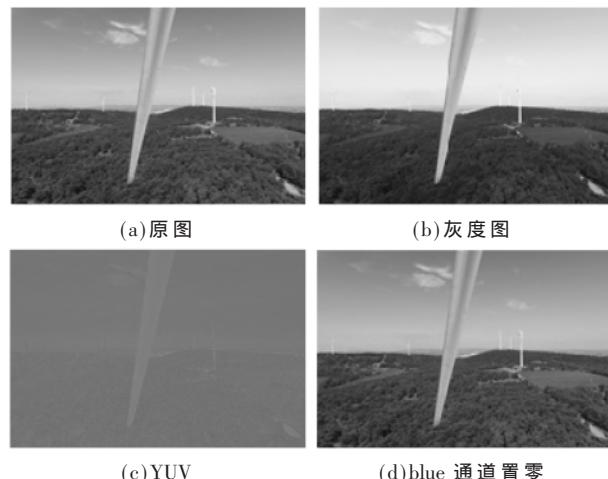


图 3 颜色空间变换效果图

0.9，训练尺寸设置为  $1025 \times 1025$ ，batch size 为 2，迭代次数为 3 万次，每训练一个 epoch 在验证集上测试一次。

#### 3.3 模型评价

本文使用像素平均交并比(Mean Intersection over Union, MIoU)和像素精度(Pixel Accuracy, PA)作为分割效果评价指标。语义分割属于像素级别的分类任务，预测的结果存在真正(True Positive, TP)、假正(False Positive, FP)、假负(False Negative, FN)和真负(True Negative, TN)4 种情况。

MIoU 为语义分割的标准度量，其计算两个集合的交并比。这个比例可以变形为 TP 比上 TP、FP、FN 之和。在语义分割的问题中，这两个集合为真实值(Ground Truth)和预测值(Predicted Segmentation)。计算公式如下：

$$\text{MIoU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ij}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (11)$$

其中， $i$  表示真实值， $j$  表示预测值， $p_{ij}$  表示将  $i$  预测为  $j$ ， $k+1$  是类别个数。等价于：

$$\text{MIoU} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{\text{TP}}{\text{FN} + \text{FP} + \text{TP}} \quad (12)$$

MIoU 一般都是基于类进行计算的，将每一类的 IoU 计算之后累加，再进行平均，得到的就是基于全局的评价<sup>[15]</sup>。理想情况下比例为 1。

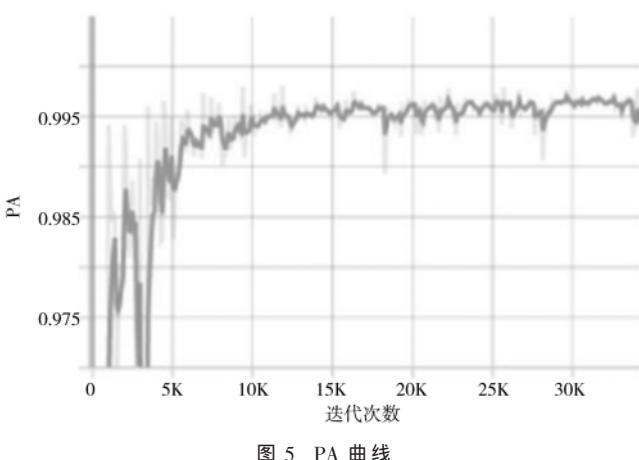
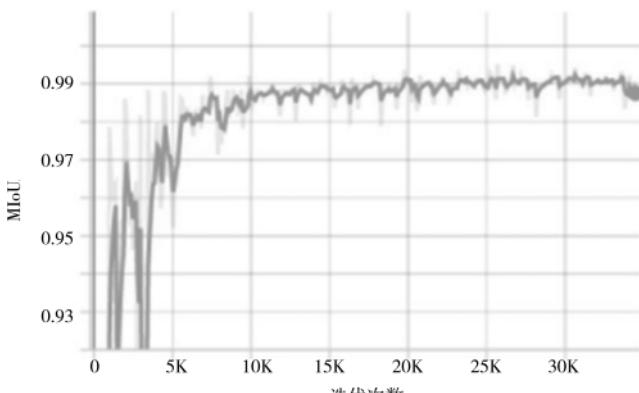
PA 即标记正确的像素占总像素的比例，公式如下：

$$\text{PA} = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (13)$$

通过图 4 和图 5 可以发现，通过训练，模型的 MIoU 达到了 99.234%，像素精度达到了 0.997，已经达到相当高的精度，完全符合使用要求。

#### 3.4 实验结果与分析

为验证网络改进对分割结果产生的影响，本文进行



为了对比实验,本文算法与 DeepLabv3+ 网络的风机桨叶分割结果如图 6 所示,第 1 列为风机叶片图像,第 2 列为



标签图像,第 3 列为 DeepLabv3+ 网络分割结果,第 4 列为本文算法分割结果。

由图 6 可以看出,相较于原 DeepLabv3+ 网络分割效果,本文算法在添加了多尺度感受野和特征融合后,在叶片的边缘和细节方面具有更好的分割效果。

通过对比测试,利用本文算法与 DeepLabv3+ 网络对风机桨叶分割得到了多组实验结果,如表 1 所示,经过优化后的网络达到了最高的 MIoU 和 PA 值。

表 1 测试结果对比

网络结构	MIoU	PA
DeepLabv3+	0.906 8	0.959 5
DeepLabv3+(只改进 DASPP)	0.947 3	0.977 7
DeepLabv3+(只改进 Decoder)	0.934 6	0.961 2
DeepLabv3+(同时改进 DASPP+Decoder)	0.991 3	0.996 8

实验结果表明,本文采取的两种改进方法均对分割结果有不同程度的提升,与直接采用 DeepLabv3+ 网络进行风机叶片分割相比,本文设计的网络在 MIoU 上提升了 9.3%,在 PA 上提升了 3.9%,验证了本文所提方法的有效性。

#### 4 结论

针对无人机采集的风机叶片图像的质量及 DeepLabv3+ 算法对物体边缘和细节部分分割效果不佳的现状,本文提出了一种基于改进 DeepLabv3+ 网络的风机叶片分割算法。使用密集连接的 DASPP 来获取多尺度的感受野信息,同时改进 Decoder 模块,进行多尺度特征图融合,减少上采样过程的信息丢失问题。本文提出的算法像素准确率达到了 99.68%,平均交并比达到了 99.13%,相比改进之前分别提高了 3.9% 与 9.3%。通过大量测试,本文算法在背景复杂、占幅比悬殊的图像上叶片边缘和细节上都具有较好的分割表现,但是如何有效地分割纯净的风机叶片去除风机机头及塔筒,需要进一步深入研究。

#### 参考文献

- [1] MEIBURGER K M , ACHARYA U R , MOLINARI F . Automated localization and segmentation techniques for B-mode ultrasound images : a review [J]. Comput. Biol. Med. , 2018 , 92 : 210–235.
- [2] GARCIA-GARCIA A , ORTS-ESCOLANO S , OPREA S , et al . A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation [J]. Appl. Soft. Comput. , 2018 , 70 : 41–65.
- [3] HARIHARAN B , ARBELAEZ P , BOURDEV L D , et al . Semantic contours from inverse detectors [C]//IEEE International Conference on Computer Vision , 2011 : 991–998.
- [4] SILBERMAN N , HOIEM D , KOHLI P , et al . Indoor segmentation and support inference from RGBD images [C]//European Conference on Computer Vision . Berlin , Heidelberg : Springer , 2012 : 746–760.

- [5] ROTHER C , KOLMOGOROV V , BLAKE A . Grabcut : interactive foreground extraction using iterated graph cuts [J]. ACM Transactions on Graphics , 2004 , 23(3) : 309–314.
- [6] SHOTTON J , JOHNSON M , CIOPPOLA R . Semantic text on forests for image categorization and segmentation [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , 2008 : 1–8.
- [7] 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.
- [8] CHEN L C , ZHU Y , PAPANDREOU G , et al . Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C] // Computer Vision – ECCV 2018 . Cham : Springer International Publishing , 2018 : 833–851.
- [9] CHEN L C , PAPANDREOU G , KOKKINOS I , et al . Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs [J]. Computer Science , 2014(4) : 357–361.
- [10] CHEN L C , PAPANDREOU G , KOKKINOS I , et al . DeepLab :
- semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2017 , 40(4) : 834–848.
- [11] CHEN L C , PAPANDREOU G , SCHROFF F , et al . Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation [J]. arXiv preprint arXiv : 1706.05587 , 017.
- [12] CHENG S , MA J , ZHANG S . Smoke detection and trend prediction method based on Deeplabv3+ and generative adversarial network [J]. Journal of Electronic Imaging , 2019 , 28(3) : 1–9.
- [13] ZHANG K , LIU X , CHEN Y . Research on semantic segmentation of portraits based on improved DeepLabv3+[J]. IOP Conference Series Materials Science and Engineering , 2020 , 806 : 57–64.
- [14] 杨坤山 . 基于深度学习的图像语义分割在三维重建系统中的应用与实时化 [D]. 成都 : 电子科技大学 , 2019.

(下转第 118 页)

(上接第 107 页)

Spring Security 框架为 Java 程序提供用户认证和用户授权功能, 实现认证和校验身份的过滤器。系统在 Spring Boot 中整合 Spring Security, 实现 JWT 认证机制。

JWT 传输携带许多用户信息, 存储在客户端也有被窃取的危险, 为保证 JWT 在认证与授权过程中的安全, 采用以下方式:

- (1) 避免在 payload 中存放敏感信息;
- (2) 采用 HTTPS 协议, 对 JWT 进行 SSL 数据加密传输, 保证网络传输的机密性, 防止中间人攻击;
- (3) 增强 JWT 时效性, 减少 Token 被窃取盗用的可能性;
- (4) 在进行一些重要操作时, 采用二次认证。

#### 4 结论

随着企业信息化、智慧化的深入发展, 将迎来信息化系统的爆发式增长, 建设统一的身份管理平台, 为新系统的推出建立标准、提供便利; 本质中心化的信任机制, 使得重要信息被纳入统一、集中管理, 既提升了管理效率、保障了信息安全, 又让应用系统能够专注于业务功能的实现。上述统一身份认证与单点登录系统方案在中航油智慧加油系统中得到了初步的应用, 为信息化系统提供统一的用户管理与应用集成。本方案也为企信息化系统的建设提供了参考。

#### 参考文献

- [1] 郑子秋, 张卫东, 刘宁, 等. 信息安全技术在企业 ERP 系统中的应用 [J]. 科技创新与应用 , 2019(18) : 174–176.
- [2] 李德兵, 徐铁山, 傅成兵. 单点登录技术研究与应用 [J].

电子技术 , 2008(9) : 52–54.

- [3] 李庆林 . 基于 WEB 的单点登录和权限管理技术研究与实现 [D]. 北京 : 北京邮电大学 , 2017.
- [4] 邱素华 . 基于身份认证技术的统一认证系统研究与实现 [J]. 中国信息化 , 2021(12) : 59–60.
- [5] 苏星晔 , 徐方南 . 统一身份认证技术研究 [J]. 中国新通信 , 2015 , 17(2) : 58.
- [6] 张伟健 , 曾世强 , 李培瑜 . 计算机网络安全威胁及对策 [J]. 网络安全技术与应用 , 2017(9) : 1–2.
- [7] 郭晓宇 . 统一认证授权技术浅析 [J]. 网络安全和信息化 , 2022(1) : 24–26.
- [8] 柳丽娜 . 浅谈 Session 机制与 Cookie 机制 [J]. 电脑编程技巧与维护 , 2008(16) : 28–29.
- [9] 李强 . 基于 CAS 和 OAuth 的统一认证授权系统设计 [J]. 信息技术与网络安全 , 2021 , 40(6) : 83–88.
- [10] 孙建华 , 王永生 . 基于 SAML 的统一身份认证技术的应用研究 [J]. 信息技术 , 2015(9) : 63–66.
- [11] 范展源 , 罗福强 . JWT 认证技术及其在 WEB 中的应用 [J]. 数字技术与应用 , 2016(2) : 114.

(收稿日期 : 2021–08–23)

#### 作者简介 :

闵晓霜(1987-), 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 信息系统软件、工控信息安全。

董岩(1976-), 男, 本科, 工程师, 主要研究方向: 自动控制、智能信息处理及智能信息控制。

王皓(1973-), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向: 智能工控系统及相关软硬件研发。



扫码下载电子文档

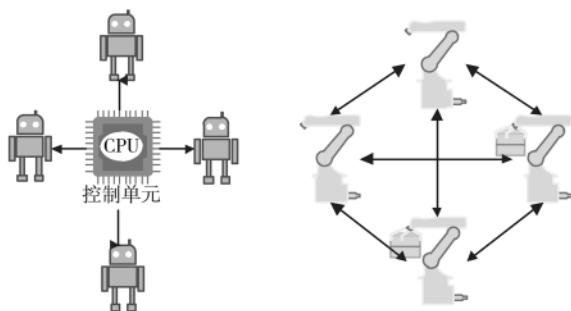


图 7 物与物的中心化控制与分布式协作

能够显著降低成本的同时提高生产效率。

## 5 结论

本文针对当前物联网架构及特点进行分析,当前物联网发展及终端的多样性与区块链的功能特性一致,区块链的功能能够解决当前存在于物联网的一系列问题,物联网传统“云管端”架构变为“云链管端”,总结出现阶段区块链还存在端侧数据不可信、区块链服务器相比于物联网设备数量不足、没有与终端有效结合的问题。提出区块链功能下沉到端侧即芯片中的设想,通过对区块链功能的轻量化设计,使得芯片具备区块链功能,使得终端能够作为区块链节点提高物与物的联结效率。RISC-V在芯片承载区块链功能上发挥了举足轻重的作用,区块链功能要求芯片具备必要的性能。RISC-V的高性能、自定义指令集、模块化、高安全系数、适用于物联网的优势使得区块链功能下沉到端侧能够得以实现。最后展望了能够通过该方案实现具体的应用场景,该方式是对区块链在物联网应用的补充而不是替代,相比于服务器终端的性能依然存在较大的差距。因此,也揭示了未来准备进一步研究的方向。

## 参考文献

- [1] 中国信息通信研究院.物联网白皮书[Z].2020.
- [2] 吴志刚.数据驱动是数字经济发展的本质[J].网络安全和信息化,2020(6):36–39.
- [3] 唐升卫,曾梦迪,顾博川,等.电网智能调度中的大数据及应用场景研究[J].电气时代,2021(6):20–23.
- [4] 董磊.基于物联网、大数据、智能分析的一体化制造过程评价与预测[J].智能制造,2020(11):25–27.

(上接第 113 页)

- [15] 任凤雷,何昕,魏仲慧.基于 DeepLabV3+与超像素优化的语义分割[J].光学精密工程,2019,27(12):2722–2729.

(收稿日期:2021-07-23)

## 作者简介:

李宁(1983-),通信作者,男,硕士,高级工程师,主要

- [5] 王瑞娜.区块链技术在智慧城市建设中的应用研究[J].内江科技,2021,42(7):54–55,116.
- [6] 谢作如,林森焱.用 Node-RED 让物联网数据可视化[J].中国信息技术教育,2019(11):78–81.
- [7] 高晓川.云计算平台下物联网数据挖掘研究[J].电子世界,2021(10):45–46.
- [8] 工信部、中央网信办印发《关于加快推动区块链技术应用和产业发展的指导意见》[J].中国信息化,2021(7):16–19.
- [9] 刘旸,丁涛杰,汤明宏,等.一种 RISC-V 验证系统的设计与实现[J].电子技术与软件工程,2021(13):107–108.
- [10] 吕倩茹.基于网络报文转发应用场景的 RISC-V 定制化设计[D].长沙:国防科技大学,2017.
- [11] LEE S, HUNG Y, CHANG Y, et al. RISC-V CNN coprocessor for real-time epilepsy detection in wearable application [J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2021, 15(4):679–691.
- [12] 黄平,袁佳,朱静,等.RISC-V 处理器远程监测系统终端设计[J].物联网技术,2020,10(10):12–14.
- [13] 杨鹏.“云管端”同时发力 中国移动 5G 智能电网将“三步走”[J].通信世界,2020(23):18–19.
- [14] 刘伟,黄瑞.面向道路交通的 C-V2X 车路协同应用研究[J].集成电路应用,2021,38(7):34–36.
- [15] KHAN A T, CAO X, LI S. Blockchain technology with applications to distributed control and cooperative robotics: a survey [J]. International Journal of Robotics and Control, 2019, 2(1):36.
- [16] 李芳,李卓然,赵赫.区块链跨链技术进展研究[J].软件学报,2019,30(6):1649–1660.

(收稿日期:2021-08-24)

## 作者简介:

郝向宇(1991-),男,硕士,工程师,主要研究方向:物联网技术、安全技术、区块链技术和应用。

柳耀勇(1986-),男,硕士,工程师,主要研究方向:物联网技术、安全技术、区块链技术和应用。

肖青(1979-),男,硕士,高级工程师,主要研究方向:物联网技术。



扫码下载电子文档

研究方向:高压电缆运维检修及电力计算机视觉技术,E-mail:smart\_3d@126.com。

张彦辉(1984-),男,本科,高级工程师,主要研究方向:高压电缆运维检修技术。

尚英强(1990-),男,博士,工程师,主要研究方向:高压电缆运维检修技术。



扫码下载电子文档

## 版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《电子技术应用》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、DOAJ、美国《乌利希期刊指南》、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《电子技术应用》编辑部

中国电子信息产业集团有限公司第六研究所