

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.04.027

基于 DeepLab v3+深度卷积网络的输电导线图像识别方法

杨传凯¹, 孔志战², 谢倩楠³, 杜建超³

(1. 国网陕西省电力公司电力科学研究院, 陕西 西安 710100; 2. 国网陕西省电力公司, 陕西 西安 710048; 3. 西安电子科技大学通信工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要:输电导线图像识别是电力设备自动巡检过程中的重要环节。针对传统导线检测方法需人工设计目标特征、抗干扰能力差等问题,提出一种基于深度卷积网络(DeepLab v3+)的输电导线图像识别方法。首先,采用DeepLab v3+网络模型,实现导线的初步识别。通过多层卷积自动学习导线特征,并通过解码器结构融合导线低层的细节特征与高层的语义特征,较好地实现导线像素分割。然后,针对识别结果中存在的断裂和伪导线问题,采用改进的最小点对法和长度阈值法进一步精细化处理。最后,采用八方向搜索法提取每一条导线并编号。实验结果表明,所提方法能很好地提取出输电线路图像中的导线。

关键词:深度学习;图像处理;输电导线检测;语义分割;DeepLab v3+网络

中图分类号:TM769;TP751

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2021)04-0189-06

0 引言

输电导线是重要的电力设备,需要进行定期巡检,保障其安全运行。随着技术的发展,无人机巡检成为新兴的研究热点,其目标是大幅提高工作效率,实现缺陷的自动检测和识别^[1]。在无人机巡检过程中,导线识别是一项重要内容,可以为无人机提供导航和避障依据。此外,对导线舞动、工程车侵入电力区域等异常检测,导线识别都是必要的基础工作。

一些研究采用传统的数字图像处理方法来实现在导线检测。传统的方法利用导线的灰度值、边缘轮廓^[2]等浅层特征对图像像素进行处理,并结合Hough变换^[3]等提取导线。但往往由于户外图像背景复杂,树枝、栅栏、建筑物边缘的轮廓和灰度值与导线相似,对导线检测结果产生干扰,使得检测结果变差,难以广泛应用。近年来,以深度卷积神经网络(deep convolutional neural networks, DCNN)为代表的的人工智能方法快速发展,在图像分类^[4]和识别^[5]等方面取得很多成果。DCNN可以自动提取特征,适应复杂多变的场景,已用于许多电力设备的识别与故障检测,如杆塔^[6]、绝缘子^[7]等。由于图像中导线细长的特点,基于DCNN的导线检测算法相当于对导线进行语义分割,实现像素级别的分类。目前,语义分割算法被用于许多图像处理领域,如遥感图像分割^[8],裂缝识别^[9],烟雾区域分

割^[10]等方面。因语义分割网络能够挖掘更深层次的目标特征,已有学者将其应用于导线检测中,并取得了良好的效果^[11]。最新的语义分割网络DeepLab系列^[12]网络结合DCNN和概率图模型Dense-CRFs,取得了比DCNN更好的检测精度。随后,谷歌公司采用解码器进一步改进DeepLab v3,并在空间金字塔池化结构^[13]和解码器部分引入深度可分离卷积^[14]降低网络的计算复杂度,获得目前效果最好的语义分割网络DeepLab v3+网络^[15]。

为解决传统数字图像处理技术在导线检测中准确率低的问题,文中基于DeepLab v3+网络设计一种输电导线自动识别方法,与其他方法相比具有更优的识别效果和更高的准确率,并且能够应用于输电线路巡检领域,促进巡检的智能化发展。

1 基于 DeepLab v3+的导线提取

1.1 网络结构

采用DeepLab v3+网络初步识别输电导线,其结构见图1。在编码器部分,先将图像送入Xception^[14]网络提取导线特征,然后通过多孔空间金字塔池化(atrous spatial pyramid pooling, ASPP)结构获取导线的多尺度特征。在解码器部分,先将编码器输出的多尺度特征进行4倍的上采样操作,然后融合相同分辨率的浅层特征,最后通过上采样操作恢复到与原图相同的尺寸,得到导线的分割结果。

1.1.1 编码器

编码器采用Xception网络进行特征提取。由于池化层会造成细节和位置信息丢失,Xception网络删减池化层引入空洞卷积,在不改变特征图尺寸的

收稿日期:2021-01-10;修回日期:2021-03-05

基金项目:陕西省重点研发计划资助项目“基于深度学习的桥梁构件裂缝检测技术研究”(2020GY-058)

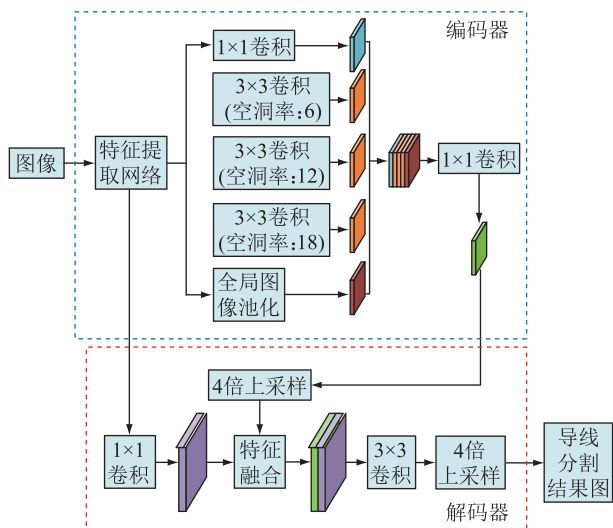


图 1 DeepLab v3+网络结构

Fig.1 Structure of DeepLab v3+ network

情况下,自由感受视野,汇聚高层语义信息。同时, Xception 网络引入通道可分离卷积^[14],将通道信息和空间信息去耦合,减少网络训练过程中的参数量,降低网络的计算复杂度。

1.1.2 ASPP 结构

DeepLab v3 网络的 ASPP 结构包括 4 个并行的不同空洞率的空洞卷积层,能结合不同尺度的特征,获得物体的多尺度信息。由于空洞卷积会随着空洞率的增加而退化,不能获取远距离信息,因此 DeepLab v3+网络的 ASPP 结构在其基础上进行改进,引入全局图像池化,增加图像级的特征。

1.1.3 解码器

DeepLab v3+网络引入 1 个解码器,逐步恢复特征提取过程中丢失的细节和位置信息。具体实现步骤为:首先将编码器输出的特征图进行 4 倍上采样,然后与特征提取网络中具有相同空间分辨率的低层特征融合,最后再进行 4 倍上采样,恢复到与原图大小相同的尺寸。在特征提取网络中,特征图的通道数较多,因此在特征融合前,要采用 1x1 的卷积对低层特征进行通道数变换。

1.2 导线提取

DeepLab v3+网络通过训练数据集,提取并学习输电导线图像特征,不断调整网络的权重参数,实现端到端像素级的分类。文中使用包含 2 533 张 512x512 大小的导线图像和对应标签图像的数据集训练网络,导出可用于导线检测的 PB 模型,并基于 TensorFlow 框架调用 PB 模型初步分割导线,结果如图 2 所示。可以看出,采用 DeepLab v3+网络能够实现导线的初步分割,但分割结果有断裂和伪导线的问题,需要对分割结果作进一步的精细化处理。

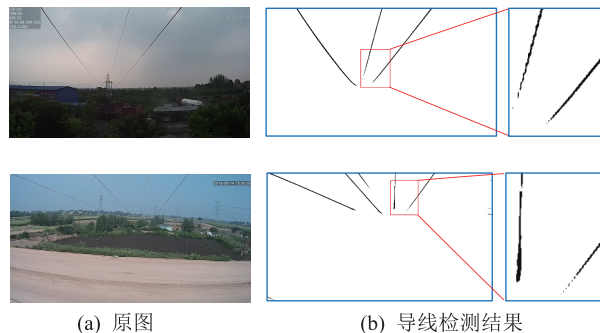


图 2 DeepLab v3+分割结果

Fig.2 Segmentation results of DeepLab v3+

2 提取结果优化处理

在初步分割结果图中,首先采用改进的最小点对法对断裂导线进行连接,再采用长度阈值法去除伪导线,获得完整的导线识别结果。

2.1 断点连接

常用的断点连接方法有:最小点对法和膨胀细化法^[16]。由于膨胀的次数与断点之间的距离有关,因此当断点之间距离较远时不能采用膨胀细化法。最小点对法容易出现导线错误连接的情况,导致不在同一条导线上的断点连接到一起,并且当断点之间距离较远或相邻导线之间距离较近时,这种情况发生的可能性更大。

针对最小点对法容易出现错误连接的问题,文中提出一种基于改进的最小点对法的断点连接算法,在进行断点匹配时增加共线约束条件,图 3 为断点连接的具体过程。改进的连接算法主要分为 4 个步骤。

(1) 骨架化。采用文献[17]中的算法对导线进行骨架化,获得单像素的导线骨架,结果如图 3 (b)所示。

(2) 断点搜索。通过步骤(1)获得单像素的骨架图,对骨架图中的每一个像素点,判断是否为断点。判断准则:如果该像素点为前景像素,且该像素的八邻域有且只有 1 个前景像素,则认为该像素点为断点。

(3) 断点匹配。如图 4 所示,对于骨架图中的每一个断点 B ,搜索与之匹配断点 C ,判断是否满足以下匹配准则:

(a) 最小距离准则。 B 为当前断点,其所在线段的另一个端点为 A (也是断点),同理 C 和 D 是断点,也是另一条线段上的 2 个端点。假设两断点之间的距离阈值为 D_1 ,计算断点 B 和 C 之间的欧式距离 d_{bc} 。若 $d_{bc} < D_1$,则满足最小距离准则,继续判断是否满足共向准则。

(b) 共向准则。取骨架图中方向差异最小的2条导线之间的夹角作为阈值 Θ , 分别计算线段 AB 及 CD 与 x 轴的夹角 θ_{AB} 和 θ_{CD} , 若 $|\theta_{AB} - \theta_{CD}| < \Theta$, 则满足共向准则, 继续判断是否满足共线准则。

(c) 共线准则。点到直线距离的阈值 D_2 为导线宽度的2倍, 分别计算断点 C 和 D 到直线 AB 的欧式距离 d_c 和 d_d , 若同时满足 $d_c < D_2$ 和 $d_d < D_2$, 则认为满足共线准则, 断点 B 和 C 匹配, 进行断点连接。

(4) 断点连接。由于输电线路图像中导线基本呈现直线状态, 且导线断裂部分不影响导线总体状态, 因此可以采用直线连接步骤(3)匹配到的2个断点, 断点连接结果如图3(c)所示。

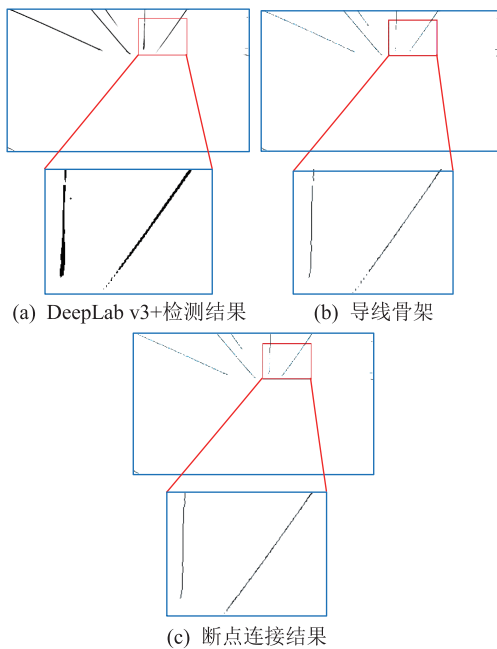


图3 断点连接过程

Fig.3 Connected process of breakpoint

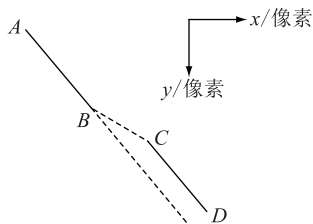


图4 断点连接准则

Fig.4 Connected criterion of breakpoint

2.2 去除伪导线

经 DeepLab v3+分割后的输电导线图像中存在少量的伪导线, 采用长度阈值法去除图中长度较短的伪导线, 图5为伪导线去除过程。通过八方向搜索法统计导线像素的数量并作为导线长度, 如图6所示, 具体实现步骤如下:

- (1) 线段长度初始化为0;
- (2) 确定线段的起始像素, 其八邻域内有且只有一个前景像素(灰度值为0);
- (3) 在当前像素的八邻域内搜索下一个前景像素, 若搜索到, 线段长度加1, 并更新到下一个前景像素, 同时将当前像素标记为128, 防止重复搜索;
- (4) 重复步骤(3)直至当前像素的八邻域内没有前景像素, 到达导线终点;
- (5) 判断该导线的长度是否小于阈值, 若小于, 则认为是伪导线, 在检测结果中去除, 否则保留。

去除伪导线后的结果如图5(b)所示, 该方法能较好地去除伪导线, 保留真正的导线。

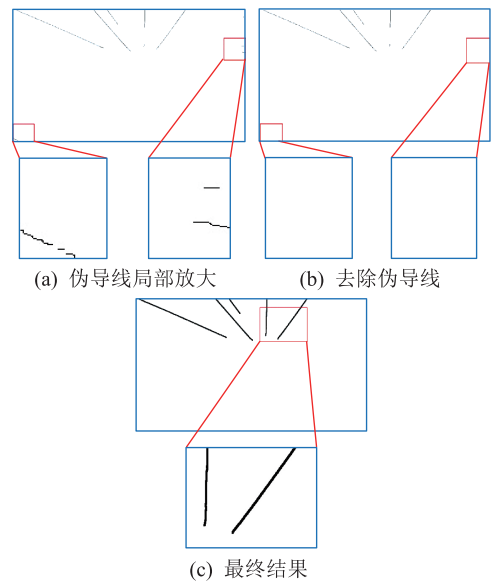


图5 伪导线去除过程

Fig.5 Removal process of pseudo lines

6	5	4
7	当前像素	3
8	1	2

图6 八方向搜索

Fig.6 Search in eight directions

3 导线编号

获得导线检测结果后, 还需分离出每条导线。基于优化处理后的导线骨架图, 采用八方向搜索法进行分离, 分离后对导线编号, 结果如图7所示。具体实现步骤如下:

- (1) 导线编号 n 初始化为0;
- (2) 搜索优化后骨架图中所有断点(此处指导线的端点), 加入端点集 S 中;
- (3) 取出 S 中的第一个端点记为 A_1 , 采用八方

向搜索法搜索其所在导线的另一个端点,记为 A_2 , 导线编号 n 加 1,并在原图中标注导线号码;

(4) 将端点 A_1 和 A_2 从 S 中去除,更新端点集 S ;

(5) 重复步骤(3)和步骤(4),直至端点集 S 为空。

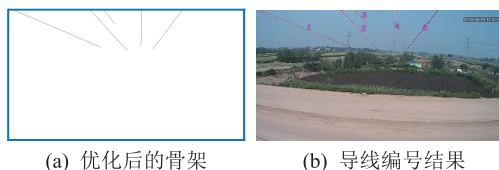


图7 导线编号
Fig.7 Lines numbering

4 实验结果

4.1 实验环境

文中在 Ubuntu 系统下,基于 GPU 版本的 TensorFlow1.9.0 深度学习框架搭建 DeepLab v3+网络,进行导线的初步分割,其中 GPU 的型号为 NVIDIA Geforce GTX 2080 Ti;基于 Visual Studio 2015 和 OpenCV3.10 平台,实现导线初步分割结果的精细化处理。

实验使用采集到的 78 张 $1\ 280\times 720$ 的导线图像建立数据集。导线标签图共有 2 个类别,即导线和背景。导线标注为黑色(灰度值为 0),背景标注为白色(灰度值 255)。为提高网络的训练效果,采用旋转、镜像和裁剪等方式扩充图像,扩充后数据集包含 2 533 张大小为 512×512 像素的导线图像。

网络的训练参数设置:初始学习率为 0.000 1,最大训练次数为 50 000 次,计算损失函数时背景与导线的权重比为 1:20,权重衰减系数为 0.000 04,特征提取网络为 Xception65,ASPP 结构中空洞卷积的空洞率分别为 6,12,18。

4.2 结果与分析

为验证文中所提方法的性能,实验中将 FCN-8s^[18]和 FCN-8s+网络模型用来对比。FCN-8s 采用 VGG16 提取目标特征,由于在特征提取过程中经过了 5 个池化层,因此特征图的分辨率依次降为原图的 $1/2, 1/4, 1/8, 1/16, 1/32$ 。通过上采样操作,融合第 3 个和第 4 个池化层的特征,可得较好的分割精度。FCN-8s+通过上采样操作将 VGG16 的输出特征与前 4 个池化层的特征依次融合,分割结果更精细,更具连续性,但同时存在更多伪导线。

图 8 为导线初步识别的实验结果,可以看出,FCN-8s 分割结果中导线大量断裂,几乎不能检测出连续的导线,丢失了导线的语义信息,并存在错误分割、漏检和伪导线。FCN-8s+能检测出部分导线,

虽然与 FCN-8s 相比导线断裂减少且连续性提升很大,但由于融合了更底层的特征,使得伪导线更多。而 DeepLab v3+网络的检测结果中,导线分割最完整,像素分类的准确性最高,最大程度上保留了导线的语义信息,且伪导线非常少。

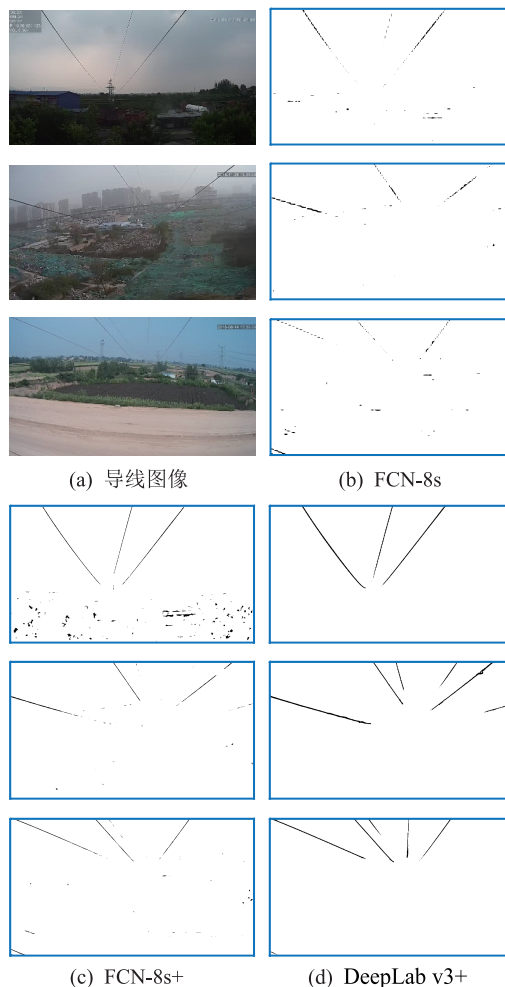


图8 网络检测结果对比
Fig.8 Comparison of network detection results

采用改进的最小点对法和长度阈值法进行精细化处理,并统计 13 张 $1\ 280\times 720$ 的输电图像中导线的识别结果,如表 1 所示。

表 1 实验结果评价

方法	导线总数/条	正确检测/条	漏检/条	正确率/%
FCN-8s+	72	47	25	65.28
DeepLab v3+	72	67	5	93.06

由于 FCN-8s 模型初步识别结果较差,因此在精细化提取实验中仅对比了 FCN-8s+和文中方法。由表 1 可知,文中所提方法经过精细化处理可以准确且完整地识别出导线,正确率可达 93% 以上,而 FCN-8s+仅为 65%。图 9 为 2 种方法导线提取结果

的效果图,对于较细的导线,FCN-8s+方法存在漏检及提取不完整的现象,文中方法则提取更加完整,正确率高。

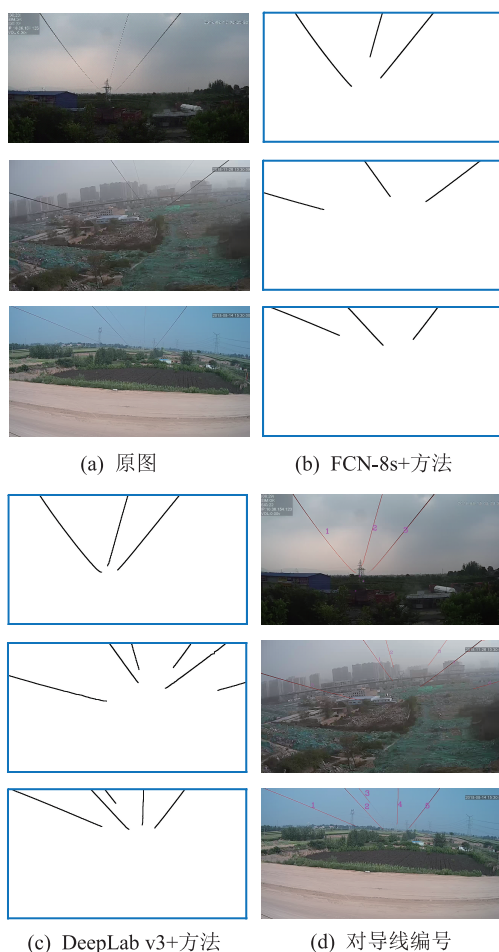


图9 导线提取结果对比

Fig.9 Comparison of transmission lines extraction results

最后,对文中方法识别出的导线进行提取,分离出图像所包含的每条导线和总的导线条数,其结果如图9(d)所示。

5 结论

文中基于语义分割 DeepLab v3+网络,提出了一种输电图像中导线的自动检测算法。由于 DeepLab v3+网络能够对导线实现像素级分割,并且对位置和细节信息敏感,在初步的识别结果中保留了导线较多的细节信息。针对分割结果中存在的导线断裂和伪导线等情况,进一步采用改进的最小点对法和长度阈值法进行精细化处理,恢复初步识别结果中导线断裂的部分,并去除伪导线,最终获得了较好的导线提取和分离结果。实验结果表明该算法检测准确率高,能够满足输电线路巡检任务对导线检测的要求。此外,将该算法部署到无人机

搭载的嵌入式设备中,可以提高巡检的智能化程度,实现自主巡检。

本文得到国网陕西省电力公司科技项目(5226KY18002J)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] 刘厦,孙哲,仇梓峰,等. 基于简单线性迭代聚类优化的无人机图像去雾算法及其在风电场中的应用[J]. 发电技术, 2020,41(6):608-616.
LIU Xia,SUN Zhe,QIU Zifeng, et al. Unmanned aerial vehicle image dehazing algorithm based on simple linear iterative clustering optimization and its application in wind farm[J]. Power Generation Technology, 2020,41(6):608-616.
- [2] 张从新,赵乐,王先培. 复杂地物背景下电力线的快速提取算法[J]. 武汉大学学报(工学版),2018,51(8):732-739.
ZHANG Congxin,ZHAO Le,WANG Xianpei. Research on fast extraction algorithm of power line in complex ground object background[J]. Engineering Journal of Wuhan University (Engineering Edition), 2018,51(8):732-739.
- [3] TIAN F,WANG Y P,ZHU L L. Power line recognition and tracking method for UAVs inspection[C]//2015 IEEE International Conference on Information and Automation. Lijiang, China. IEEE, 2015:2136-2141.
- [4] VO A T,TRAN H S,LE T H. Advertisement image classification using convolutional neural network[C]//2017 9th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE). Hua, Vietnam. IEEE, 2017:197-202.
- [5] DING J,CHEN B,LIU H, et al. Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016,13(3):364-368.
- [6] 郭敬东,陈彬,王仁书,等. 基于YOLO的无人机电力线路杆塔巡检图像实时检测[J]. 中国电力,2019,52(7):17-23.
GUO Jingdong,CHEN Bin,WANG Renshu, et al. YOLO-based real-time detection of power line poles from unmanned aerial vehicle inspection vision[J]. Electric Power, 2019,52(7):17-23.
- [7] 罗建军,刘振声,龚翔,等. 基于无人机图像与迁移学习的线路绝缘子状态评价方法[J]. 电力工程技术,2019,38(5):30-36.
LUO Jianjun,LIU Zhensheng,GONG Xiang, et al. Insulator state evaluation method based on UAV image and migration learning[J]. Electric Power Engineering Technology, 2019,38(5):30-36.
- [8] 袁立,袁吉收,张德政. 基于DeepLab-v3+的遥感影像分类[J]. 激光与光电子学进展,2019,56(15):236-243.
YUAN Li,YUAN Jishou,ZHANG Dezheng. Remote sensing image classification based on DeepLab-v3+[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019,56(15):236-243.
- [9] YANG F,ZHANG L,YU S J, et al. Feature pyramid and hierarchical boosting network for pavement crack detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2020, 21(4):1525-1535.
- [10] 齐航,袁健全,李磊,等. 基于深度学习的红外烟幕区域分

- 割技术[J]. 控制与信息技术,2019(4):18-22,57.
- QI Hang, YUAN Jianquan, LI Lei, et al. A method of smoke area segmentation for infrared images based on deep learning [J]. Control and Information Technology, 2019(4):18-22,57.
- [11] MADAAN R, MATURANA D, SCHERER S. Wire detection using synthetic data and dilated convolutional networks for unmanned aerial vehicles [C]//2017 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2017:3487-3494.
- [12] CHEN L C, PAPANDEOU 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, 2018, 40(4):834-848.
- [13] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9):1904-1916.
- [14] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, HI, USA. IEEE, 2017:1800-1807.
- [15] CHEN L C, ZHU Y K, PAPANDEOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]//Computer Vision-ECCV 2018, 2018:833-851.
- [16] 罗以宁, 李毅, 杨凯. 金相图像分析中一种改进的断点连接方法[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2002, 39(6):1027-1031.
- LUO Yining, LI Yi, YANG Kai. An improved method of connecting break-points in metallurgical phase [J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2002, 39(6):1027-1031.
- [17] BATAINEH B. An iterative thinning algorithm for binary images based on sequential and parallel approaches [J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2018, 28(1):34-43.
- [18] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015:3431-3440.

作者简介:



杨传凯

杨传凯(1986),男,博士,高级工程师,从事输变电设备智能运检新技术相关工作(E-mail:376036930@qq.com);

孔志战(1965),男,硕士,研究员级高级工程师,从事输电线路运检管理工作;

谢倩楠(1995),女,硕士在读,研究方向为智能图像识别。

Image recognition method for transmission line based on the DeepLab v3+ deep convolutional network

YANG Chuankai¹, KONG Zhizhan², XIE Qiannan³, DU Jianchao³

(1. State Grid Shaanxi Electric Power Company Research Institute, Xi'an 710100, China;

2. State Grid Shaanxi Electric Power Company, Xi'an 710048, China;

3. School of Telecommunications of Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Image recognition of transmission line is an important part in the automatic inspection process of power equipment. For the problems of traditional line detection methods that require manual design of target features and poor generalization ability, an image recognition method for transmission line based on deep convolutional network (DeepLab v3+) is presented. Firstly, the DeepLab v3+ network model is applied to realize the preliminary segmentation of the lines. This model can automatically learn line features by multi-layer convolutions, and merge the low-level detailed features with the high-level semantic features through a decoder structure to improve the accuracy of line pixel segmentation. Secondly, in order to refine the segmentation results, the improved minimum point pair method and length threshold method for removing broken and pseudo lines are proposed. Finally, an eight-direction search method is used to extract and number each line. The experimental result shows that the proposed method can better extract lines in the transmission line image.

Keywords: deep learning; image processing; transmission line detection; semantic segmentation; DeepLab v3+ network

(编辑 陆海霞)