

基于图像分割的网络覆盖评估方法

Evaluation Method of Network Coverage Performance Based on Satellite Image Segmentation

杨汉源,赵伟,陈乐,孟亚魁(中国联通浙江省分公司,浙江 杭州 325800)
Yang Hanyuan,Zhao Wei,Chen Le,Meng Yakui(China Unicom Zhejiang Branch, Hangzhou 325800, China)

摘要:

基于深度学习理论,采用TensorFlow和Keras框架,在下载的原始卫星地图上使用LabelMe软件对目标物体山和水域进行标注,将标注好的原始卫星地图切成小尺寸图片并进行图像增强后,使用U-Net算法构建神经网络模型进行图像分割来提取目标物体的轮廓。在得到目标物体的轮廓后,经过经纬度计算转换获取目标物体的闭合电子边框,与无线网络中的MDT栅格化数据及地(市)、面场景、点场景电子边框相结合应用于网络评估。该方法可剔除无需网络覆盖区域的山体水域部分对指标的影响,有效提升各类场景网络覆盖评估的准确性,为网络规划建设与优化提供数据支撑。

关键词:

图像分割;图像识别;U-Net;电子边框;网络评估
doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2020.10.009
文章编号:1007-3043(2020)10-0041-06
中图分类号:TN929.5
文献标识码:A
开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Abstract:

Based on the theory of deep learning, adopting TensorFlow platform and Keras, the target mountains and waters are labeled on download original satellite maps with LabelMe software, and then the annotated original satellite map are cropped into small-size images and the images are enhancing, then the u-net algorithm is used to build a neural network model for image segmentation to extract the contours of the target objects. After obtaining the contours of the target objects, the closed electronic contours of target objects are calculated through latitude and longitude conversion. Then, combined with the MDT rasterization data in the wireless network and the electronic contours of the city, the counties and regions, the buildings, the closed electronic contours are used in network performance evaluation. This method can eliminate the influence of the mountains and water areas that do not require network coverage on network indexes, effectively improve the accuracy of network coverage assessment in various scenarios, and provide data support for network planning, construction, and optimization.

Keywords:

Image segmentation; Image recognition; U-Net; Electronic contour; Network assessment

引用格式:杨汉源,赵伟,陈乐,等. 基于图像分割的网络覆盖评估方法[J]. 邮电设计技术,2020(10):41-46.

0 引言

随着通信技术的发展以及大数据的应用,当前针对LTE网络的覆盖评估^[1-2],已从小区级KPI、MR指标评估扩展至地理化、栅格化评估,结合场景的电子边框可准确评估场景的覆盖情况以及覆盖问题所在的具体位置,对网络建设及优化具有重要的指导作用。

但在实际的无线环境中存在着大量山体与水域。这些区域中,大部分为人迹罕至区域或无人区,并不需要LTE网络覆盖。当前,常用的网络覆盖评估指标为有效栅格占比(有MR采样点的栅格面积/场景面积)和良好栅格占比(良好栅格覆盖面积/场景面积)。据浙江省政府的统计数据,浙江山地和丘陵占74.63%,平坦地占20.32%,河流和湖泊占5.05%。相较于平原地区,如果不剔除浙江省内的山体与水域的面积,将无法体现浙江省内各场景的真实网络覆盖情况。因此,

收稿日期:2020-09-18

本文提出了一种基于卫星地图的图像语义分割方法^[3],通过U-Net^[4]算法获得山、水的电子边框,在网络评估中将这无人区域剔除。该方法可有效区分网络无覆盖区域与无人区域,对网络规划建设及优化具有重要意义。

1 主要思路与流程

如图1所示,为获取山体与水域的电子边框,首先从互联网上分地(市)下载浙江全省的卫星地图,选取部分区域作为训练样本,使用图像处理领域流行的标注软件LabelMe对区域内的山体和进行标注,然后将标注好的图像随机切成分成256×256的小尺寸图片,并利用图像增强技术,对原始数据集进行扩充。完成数据预处理后,将得到的小尺寸图片及其对应标签作为训练集,输入U-Net网络进行模型训练和参数调优。确定最终模型后,将浙江全省的卫星地图分地(市)输入该模型进行预测,得到目标区域山体和水域的轮廓,利用经纬度坐标转换计算公式提取轮廓的经纬度坐标,进而生成目标轮廓的电子边框。

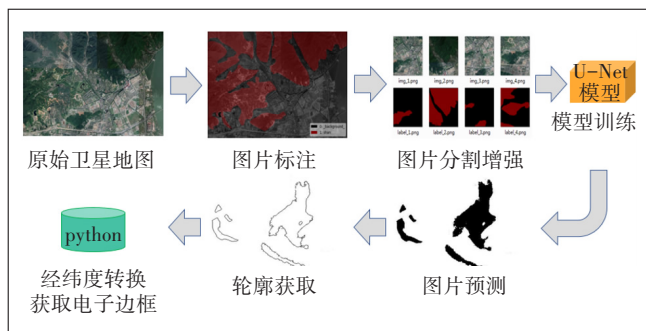


图1 图像识别及电子边框获取

在对指定区域进行网络覆盖评估时,可将提取到山体、水域的电子边框与地(市)级MDT栅格化数据以及现有的场景电子边框相结合来剔除山体、水域的无人区域,从而准确统计地(市)级、场景级的有效栅格覆盖率、良好栅格覆盖率,用于指导规划建设与网络优化。

2 实现过程

2.1 卫星地图标注及数据预处理

使用bigemap地图下载器下载google卫星地图TIF格式图像文件,使用LabelMe软件对挑选部分区域的卫星图进行像素级标注,山体标注为1,水域标注为2,不相关背景则默认为0。如图2所示,左侧为杭州市西

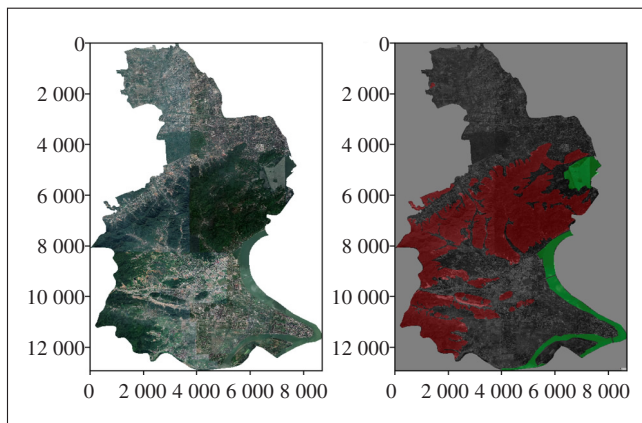


图2 山体水域标注图像示例

湖区原始卫星图,右侧为可视化后的山体水域标注图。其中,红色部分为山体,绿色部分为水域。

为了提高后续图像分割时的泛化能力,对已标注的图片进行图像增强操作(旋转、镜像、模糊、增加噪声)来丰富样本数据。考虑到仅西湖区标注图的尺寸为8 703×12 923,若直接进行山体水域识别计算将消耗大量算力。为提升算法效率,将标注好的图像进行随机分割,切成分成10 000张256×256的图片作为训练集(见图3)用于模型训练。

2.2 网络模型选择及训练

图像语义分割^[6-7]是指将图像中的每个像素标注为某一对应的类别,该技术被广泛运用于自动驾驶、人机交互等视觉感知场景中。常见的图像分割方法有基于阈值法、边缘提取法、基于聚类法以及深度学习法。本文旨在从遥感图像中精准识别出山体和,阈值法无法有效识别低对比度以及像素重叠的物体(如田野和山坳),边缘提取算法虽能快速提取边界但在复杂背景下准确度较低,聚类算法在训练样本较大的情况下算法开销过大。相较而言,基于卷积神经网络的深度学习法在对相同遥感图像做语义分割时更为高效与准确。

与经典神经网络不同,卷积神经网络往往用于处理图像相关课题^[8]。基于卷积神经网络而衍生的许多模型如全卷积网络(FCN),U-Net、SegNet、DeepLab、RefineNet、Mask Rcn均能准确地将图像划分为不同的区域并分类^[9]。基于对山体水域轮廓的高精度要求,本文选取U-Net作为主体网络架构。U-Net模型广泛运用于医学图像处理领域^[10-12],它从FCN的基础上衍生而来,属于全卷积网络的一种,在较小的数据集上也能训练出一个精准度较高的模型,而且U-Net

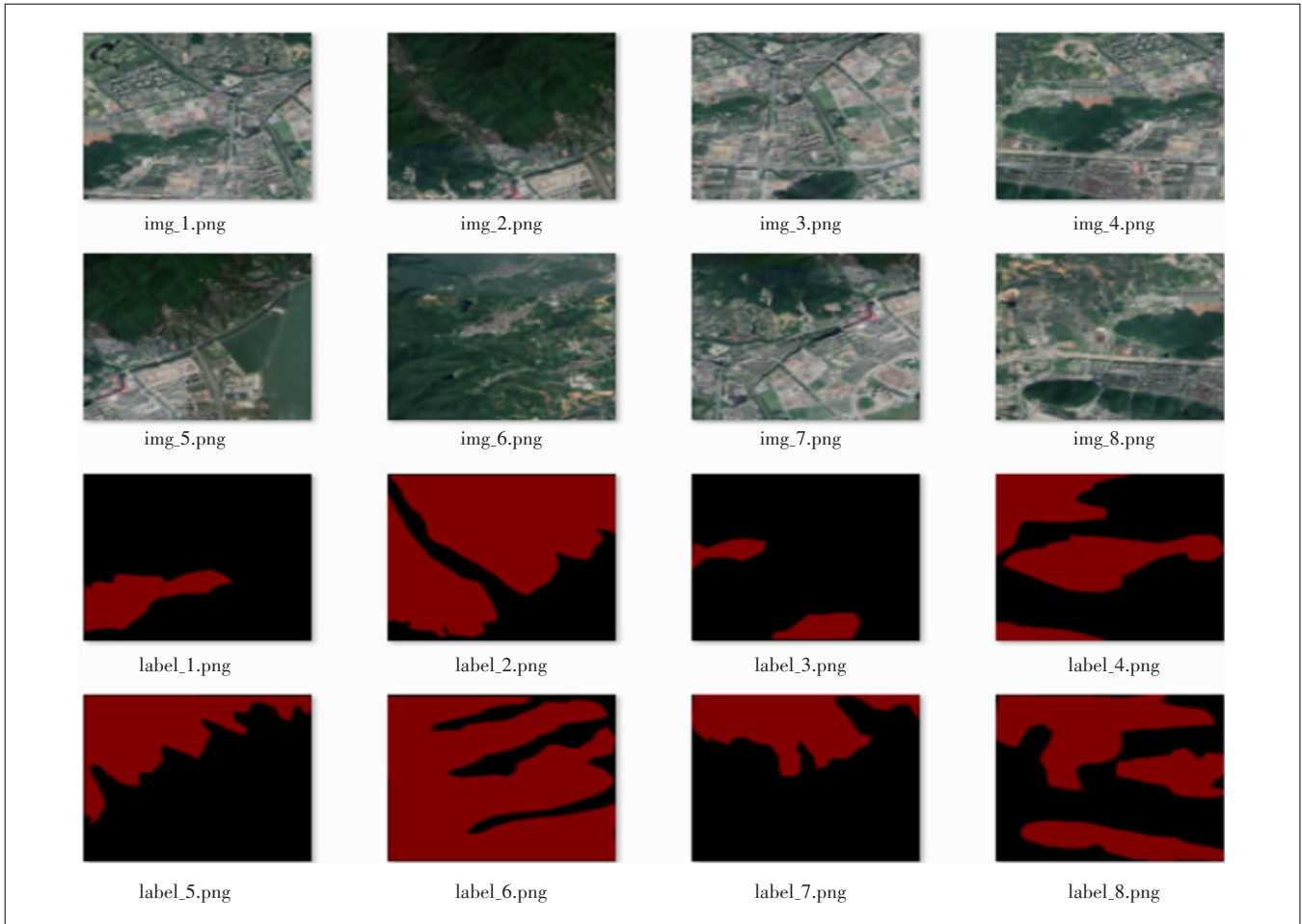


图3 图片切分示例

训练速度较快, 更适合实际生产应用。如图4所示, U-Net是一种全卷积网络, 输入和输出都是图像, 没有

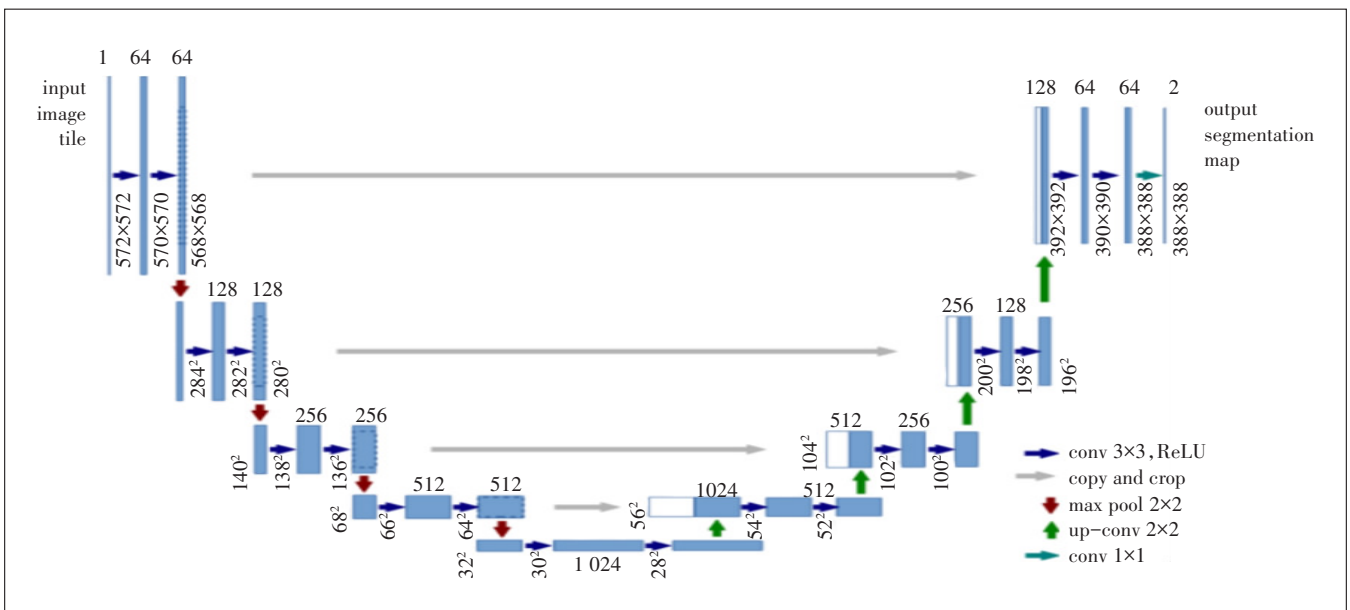


图4 U-Net网络结构

全连接层,分别由收缩网络(左侧)以及扩张网络(右侧)2个部分组成。由于在网络架构上呈现U形,故起名为U-Net。

首先,本文采用业界最为流行的Keras框架定义U-Net的网络结构。将原始图像从左侧输入模型,经在收缩网络中通过交替的卷积与池化操作来提取图像中的有效特征;再经由与收缩网络相对应的扩张网络通过上采样和卷积的方式,结合收缩网络各层信息和输入信息来还原原始图像细节,补全丢失的边界信息,提升预测边缘信息的准确性。较浅的高分辨率层用来解决像素定位的问题,较深的层用来解决像素分类的问题。最终可从右侧得到分割后的预测图像^[13-14]。

由于二分类模型的精准度优于多分类模型,本文分别训练2个不同的二分类模型,分别提取山体和水域的轮廓,得到2张预测图后再将其合并成一张完整的同时包含山体水域轮廓的预测图。模型使用交叉熵损失函数(binary_crossentropy)作为损失函数,使用分类准确率来衡量模型的优劣。将分割处理后的10 000张原始图片与标签输入U-Net网络进行模型训练,以最小化交叉熵损失函数为目标来更新权重,共计进行10代(Epoch)训练,在每Epoch中,以每10张图片作为一批(Batch)数据来进行一次迭代,直到将所有训练集内的数据均抽取完,最终模型在训练集上的损失值为0.13,准确率为0.88。利用调优后的最终模型对全省的卫星图片进行预测,可得到目标山体和水域的轮廓。模型在测试集上的最终损失值为0.15,准确率为0.82(见图5)。

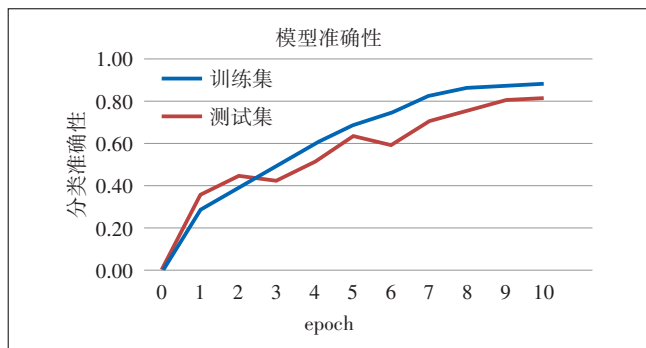


图5 U-Net模型训练

2.3 轮廓提取及电子边框的获取

完成预测后,通过编写Python代码读取目标物体轮廓指定像素点所在位置来获取轮廓边界,效果如图6所示。

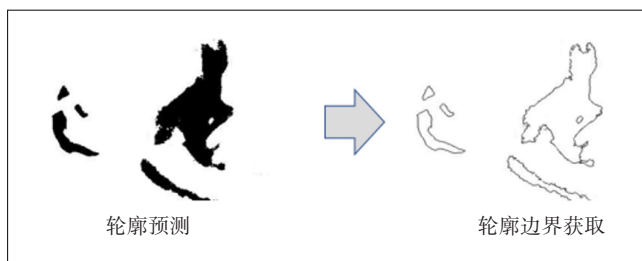


图6 卫星地图预测轮廓及边界提取

获得目标物体的轮廓边界后,遍历轮廓边界所在像素点位置,可以将轮廓转化为带经纬度的电子边框用于网络覆盖评估。经检验,通过经纬度转换得到的电子边框的经纬度位置与轮廓像素点的实际位置误差在3 m左右,可满足日常生产需求。

2.4 网络覆盖评估

以评估口碑场景西湖景区为例,从卫星地图上(见图7(a))看,西湖景区场景边框范围内山地较多且西湖本身水域面积也较大。如果直接用栅格化的MDT数据与西湖景区的电子边框相结合来评估景区的覆盖情况(见图7(b)),可得到该场景MR良好覆盖率为94.48%,有效栅格覆盖率为74.12%,良好栅格覆盖率为52.36%。整体栅格级网络覆盖较差,与实际感知不符。故该方法无法真实地反映景区的覆盖水平。

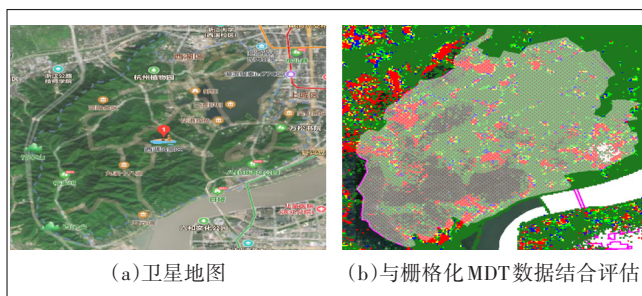


图7 卫星地图与结合栅格化MDT数据的网络评估图

采用本文提出的图像分割方法获取西湖区山体及水域轮廓后,从西湖区原始边框中剔除山体区域后再结合MDT数据进行评估(由于西湖水域有游客游船,因此不需要在场景下剔除),可得到该场景的MR良好覆盖率为94.52%,有效栅格覆盖率为94.06%,良好栅格覆盖率为69.39%。栅格级覆盖率与剔除前相比提升幅度达到20%左右,采样点级MR良好覆盖率保持稳定,更加接近于实际感知(见图8)。

3 效果验证

为验证本文算法的优越性,对全省山水进行边框

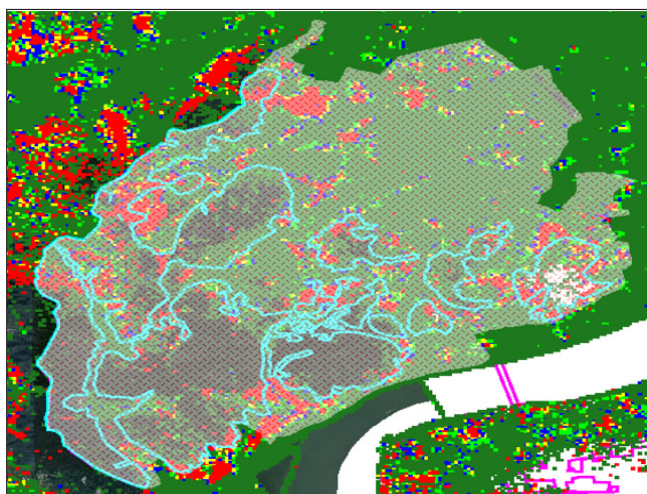


图8 西湖景区山体区域剔除后评估

识别提取。如图9所示,分别展现省内3个不同地(市)的3类典型地形的卫星图以及利用本文方法所提取到的对应山水轮廓图,其中蓝色为水域,绿色为山体,红色为识别的山体轮廓。对比不同地形下的图像分割结果可以看出,由于常见山体的地形往往比水域更复杂,分割后的山体轮廓往往比水域轮廓更复杂。纯粹依靠人工将难以识别此类复杂的边缘轮廓,而本文算法可较好地将山体与水域从复杂背景中分割出来。

图10为本文算法在某些特定场景的识别效果,算法能够较为精准地将山水区域从复杂的道路、村庄、江岸中分割出来,并精准提取出其边缘轮廓。与人工手动标注相比,极大地降低了人力成本并提升了图像分割的准确性。

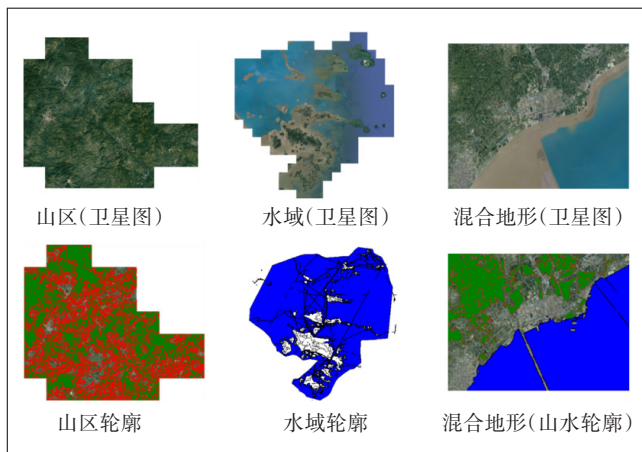


图9 3类典型地形的山水轮廓分割图

进一步将本文算法运用到全省所辖的11个地(市),分别提取各地(市)的山水轮廓,考虑应用场景为网络覆盖评估,实际运用中将算法阈值进行微调,在稳定查全率的基础上以查准率为调参目标。完成轮廓提取后,按照每个栅格大小为50 m×50 m来计算山水面积所占的理论栅格数。如表1所示,分割出的山水无人区占全省总面积的70%。其中,丽水和舟山分别因山区和海域较多,山水面积占总面积比例超过80%。根据浙江省政府的官方统计数据,省内山水占总面积的74%。本文算法所得轮廓的误差为5.71%,效果较好。

结合各地(市)栅格化后的MDT数据,对全省78类场景,共计60 620个场景进行覆盖评估(见表2)。在剔除山、水无人区域的影响后,有效栅格与良好栅格占比有显著提升。该评估结果更真实,与实际感知

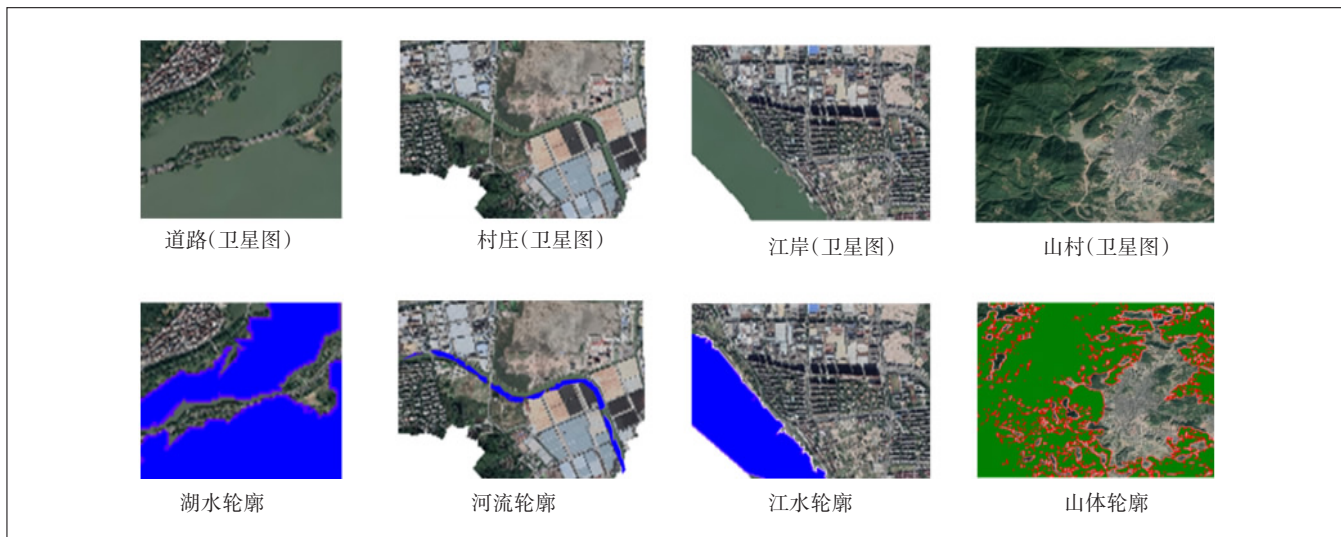


图10 4类典型场景的山水轮廓分割图

表1 基于本文算法提取的全省山水面积表

地(市)	面积/km ²	理论栅格数	山水面积/km ²	山水面积占总面积比例/%	理论覆盖面积(剔除山水后)/km ²	理论栅格数(剔除山水后)
丽水市	17 305.00	6 922 148	13 961	81	3 344	1 337 760
温州市	15 850.22	6 340 088	11 827	75	4 023	1 609 192
台州市	12 973.54	5 189 416	8 304	64	4 670	1 867 968
金华市	10 943.70	4 377 480	6 697	61	4 246	1 698 501
衢州市	8 857.30	3 542 920	5 976	67	2 881	1 152 452
舟山市	13 126.74	5 250 696	11 111	85	2 016	806 362
宁波市	13 283.09	5 313 236	8 130	61	5 154	2 061 404
绍兴市	8 282.25	3 312 900	4 788	58	3 494	1 397 789
湖州市	5 838.12	2 335 248	3 390	58	2 449	979 406
杭州市	16 894.78	6 757 912	11 990	71	4 905	1 962 029
嘉兴市	5 886.34	2 354 536	3 722	63	2 164	865 716
全省	129 241.00	51 696 580	89 895	70	39 346	15 738 580

表2 全省78类场景覆盖评估对比

城市	有效栅格占比(剔除前)/%	良好栅格占比(剔除前)/%	有效栅格占比(剔除后)/%	良好栅格占比(剔除后)/%
杭州	47.64	22.47	90.77	69.08
湖州	90.13	28.58	99.34	63.35
嘉兴	74.78	33.35	98.78	83.88
金华	50.96	17.71	93.08	76.11
丽水	9.94	4.11	73.79	62.58
宁波	56.13	27.32	96.55	72.01
衢州	20.62	4.52	73.80	59.57
绍兴	34.05	14.98	88.13	73.18
台州	69.79	33.09	92.46	80.80
温州	78.21	48.19	96.13	82.30
舟山	88.76	57.07	90.05	69.91
全省	52.59	22.80	92.09	72.76

更相符,能更准确地识别网络覆盖薄弱区域,为后续的网络优化以及站点规划建设提供了有力的支撑。

4 结论

本文描述了一种基于图像语义分割的算法,通过对卫星地图内山体和水域的识别、轮廓的提取以及经纬度的转换,最终生成经纬度的电子边框,同时结合MDT数据及场景电子边框,对无线网络覆盖进行评估。由于剔除了山体、水域的无人区域,相较于直接使用MDT数据与场景电子边框的评估方法,该方法可计算出场景的实际需覆盖区域面积后再统计出场景的有效覆盖率,使得评估结果更加贴近实际情况,对准确识别弱覆盖场景有重要意义。相较于人工标注

山体水域轮廓的方式,该方法更为精准高效。此外,通过对无人区域的剥离,结合MDT数据,可识别出覆盖空洞区域,对于站点规划建设以及优化具有指导作用。经过试点检验,本文提出的方法可切实提升网络评估的准确度,为网络规划建设与优化提供了有力的数据支撑,具有良好地推广性与复制性。

参考文献:

- [1] 冯雪元. 基于MR定位结合道路测试与电子地图的网络覆盖评估方法[J]. 中国新通信, 2019, 21(11): 54-55.
- [2] 李新. TD-LTE无线网络覆盖特性浅析[J]. 电信科学, 2009, 25(1): 43-47.
- [3] HARALICK R M, SHAPIRO L G. Image segmentation techniques [J]. Computer vision, graphics, and image processing, 1985, 29(1): 100-132.
- [4] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [5] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2000, 22(8): 888-905.
- [6] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation [J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2010, 33(5): 898-916.
- [7] PAL N R, PAL S K. A review on image segmentation techniques [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277-1294.
- [8] DONG H, YANG G, LIU F, et al. Automatic brain tumor detection and segmentation using u-net based fully convolutional networks [C]//annual conference on medical image understanding and analysis. Springer, Cham, 2017: 506-517.
- [9] 周成虎. 地理信息系统的透视——理论与方法[J]. 地理学报, 1995, 62(S1): 1-12.
- [10] 顾炼. 基于深度学习的遥感图像建筑物检测及其变化检测研究 [D]. 杭州: 浙江工商大学, 2018.
- [11] 杜培军, 夏俊士, 薛朝辉, 等. 高光谱遥感影像分类研究进展 [J]. 遥感学报, 2016, 20(2): 236-256.
- [12] 张华博. 基于深度学习的图像分割研究与应用 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [13] 许玥. 基于改进Unet的遥感影像语义分割在地表水体变迁中的应用 [D]. 重庆: 重庆师范大学, 2019.

作者简介:

杨汉源, 毕业于杭州电子科技大学, 长期从事无线网络优化及结合大数据分析、定位网络问题工作; 陈乐, 毕业于英国曼彻斯特大学, 工程师, 硕士, 主要从事大数据及人工智能在移动通信中的应用工作; 孟亚魁, 毕业于杭州电子科技大学, 主要从事无线网络优化工作。