

DeepLabv3+语义分割模型的济南市防尘绿网提取及时空变化分析

刘春亭¹, 冯权洸^{2,3}, 刘建涛¹, 王莹⁴, 史同广¹, 李毅⁵,
龚建华⁵, 赵辉辉⁵

1. 山东建筑大学 测绘地理信息学院, 济南 250101;

2. 中国农业大学 土地科学与技术学院, 北京 100193;

3. 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

4. 中国科学院城市环境研究所 城市环境与健康国家重点实验室, 厦门 361021;

5. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094

摘要: 防尘防护绿网(防尘绿网)作为抑尘的主要措施被建筑工地广泛使用。快速获取防尘绿网覆盖及时空变化信息,对防尘抑尘、生态环境保护措施的制定具有重要指导意义。本文基于Sentinel-2时间序列遥感影像,使用DeepLabv3+深度学习语义分割模型生成了济南市中心城区2016年—2020年逐年防尘绿网数据,随后利用景观格局、重心-标准差椭圆等方法分析了其空间分布特征和时空扩张趋势。研究结果表明:(1)本文方法的分割精准度、召回率、F1值、IoU分别为84.05%、80.09%、0.82、69.72%,可快速准确地提取城市防尘绿网进而实现大范围、长时序的防尘绿网动态监测。(2)相较于传统的遥感分类方法和其他语义分割模型,本方法的精度最优,防尘绿网的提取结果更精细;另外对北京和天津市的提取实验也证实了本模型的迁移能力。(3)2016年—2020年济南市防尘绿网铺设范围明显扩张,斑块面积和数量不断增多,破碎程度和形状复杂度不断增强,平均斑块面积增大,斑块间凝聚度和聚集度呈波动状态,景观格局复杂且不稳定;绿网铺设范围的扩张呈现出明显的方向性。防尘绿网的分布形态与动态扩张变化受到城市规划、项目进程等人为因素影响,城市规划决定了防尘绿网的分布,而防尘绿网的使用现状在一定程度上又反映了城市建设进程。因此,利用遥感手段对城市防尘绿网进行动态监测与管理,可为城市规划、生态环境建设和城市精细化管理提供数据和技术支持,对城市扩张模式与城市重建工作管理具有重要意义。

关键词: 防尘绿网, 遥感, 语义分割, DeepLabv3+, Sentinel-2, 时空变化

中图分类号: P2

引用格式: 刘春亭,冯权洸,刘建涛,王莹,史同广,李毅,龚建华,赵辉辉.2022.DeepLabv3+语义分割模型的济南市防尘绿网提取及时空变化分析.遥感学报,26(12): 2518–2530

Liu C T, Feng Q L, Liu J T, Wang Y, Shi T G, Li Y, Gong J H and Zhao H H. 2022. Urban green plastic cover extraction and spatial pattern changes in Jinan city based on DeepLabv3+ semantic segmentation model. National Remote Sensing Bulletin, 26(12): 2518–2530[DOI:10.11834/jrs.20220101]

1 引言

近年来随着城市化进程的不断推进,棚户改造、违法建筑拆除、城中村重建、市政工程建设等工程项目逐渐增多,建筑施工过程中带来的扬尘污染问题也愈显突出,成为城市大气颗粒物的

重要来源之一,给人们的生活和健康带来较大危害(李萍萍,2020)。为了遏制施工扬尘,控制污染,环保部门要求使用防尘防护网对施工区域内的裸土和易扬尘物料进行覆盖,以保护环境质量。由于防尘防护网多为绿色,因此也被称为“防尘绿网”。快速准确的监测城市防尘绿网覆盖现状与分

收稿日期: 2021-04-30; 预印本: 2021-09-22

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42171113,42001367);资源与环境信息系统国家重点实验室开放基金;山东建筑大学校内博士基金(编号:XBNS1903)

第一作者简介: 刘春亭,研究方向为遥感信息提取及应用。E-mail: ctliu96@163.com

通信作者简介: 刘建涛,研究方向为机器学习、遥感信息提取、城市遥感。E-mail: liujiantao18@sdjzu.edu.cn

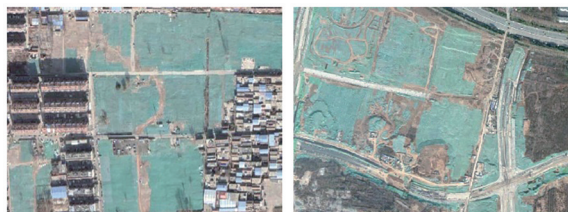
布状况,对于城市防尘抑尘工作、生态环境保护和建设管理具有重要意义。

常用的防尘绿网多由聚乙烯材料制成(图1)。研究发现很多地区的建筑施工扬尘排放比例随着城市化建设水平的发展逐渐增长,防尘绿网的铺设多集中在发展较快的区域,因此苫盖防尘绿网可以反映建筑工地的分布与规模,其随时间更新变化,在一定程度上体现了城市的建设速度、发展方向与动态扩张趋势,可作为城市规划、住建、环保等部门的重要数据支撑。



(a) 现场照片

(a) Site photos



(b) 遥感影像

(b) Remote sensing image

图1 防尘绿网

Fig. 1 Green plastic cover

目前对于防尘绿网的管理排查主要采用实地巡查和现场测量等形式,时效性较差,需耗费大量的人力、物力。随着遥感技术的发展,影像时间分辨率和空间分辨率的提高为防尘绿网的识别提取提供了机会,其大面积监测、时效性强的特点可以快速监测防尘绿网的铺设进度,覆盖面积等现状信息,实现动态监测。通过文献调研发现,极少有利用遥感手段对城市防尘绿网提取并对其分布制图的研究(Liu等,2020)。在以前的研究中(Liu等,2020),首次基于高分辨率遥感影像完成了防尘绿网覆盖区的识别提取,并设计了一种半监督学习模型实现较高的提取精度,该项工作已被中华人民共和国民政部报道(<http://www.mca.gov.cn/article/xw/mtbd/202012/20201200031107.shtml>[2021-09-14])。与此相关研究主要集中在建筑垃圾(张兴琼,2020;祝一诺等,2020)、垃圾厂或垃圾堆放场地(Silvestri等,2008;Yan等,2014;刘亚岚等,

2009;王晨等,2016)等的监测与分析,城市防尘绿网被认为是其中的一种地表要素特征但不做单独研究。李思琦(2020)利用迁移学习方法对建筑垃圾进行识别,将建筑垃圾详细划分为拆房垃圾有防尘网、拆房垃圾无防尘网、渣土消纳场等进行分类识别。

遥感技术作为大范围监测、快速获取地球表面信息的高效方式,被认为是防尘绿网识别的有效途径,但是城市景观格局复杂多样,防尘绿网的精确识别是一项具有挑战性的工作。由于其铺设时间差异,颜色深浅不一,铺盖范围大小不定导致图斑形状各异,且老化、破碎的防尘绿网易于与泥土、杂草等地物错综结合,给防尘绿网的遥感识别增加了难度。传统的算法利用分类器结合人工设定的特征进行信息提取,通常不能充分利用上下文信息,且易产生椒盐噪声,难以获得理想的分类效果;面向对象方法能够避免椒盐噪声的影响,但防尘绿网铺设状况多样,需要调整合适的分割尺度来获得较好的分割结果(Ming等,2015)。因此,传统的分割方法对光谱及空间信息的深层特征挖掘不足,无法满足防尘绿网精确提取的需求。

基于深度学习的语义分割方法的出现和发展为防尘绿网的分类与识别工作提供了新的思路。语义分割任务最早利用图像块(Patch-based)的方式进行分割,通过提取固定大小的图像块来对单个像素进行分类。Long等(2015)提出全卷积神经网络FCN(Fully Convolutional Network)用于语义分割,利用自动提取的抽象特征预测每个像素的类别,使图像分类任务转换为逐像素的语义分割任务。FCN能够处理不同尺寸大小的图像,实现了端到端的识别,在语义分割领域具有重要意义(张继贤等,2021)。此后,U-Net(Ronneberger等,2015;Zhang等,2018)、SegNet(Badrinarayanan等,2017)等以FCN为基础改进的大量语义分割网络方法纷纷涌现,分割结果更为准确且边界不断细化,在遥感影像分类及地物识别(Panboonyuen等,2019;Liu等,2019)方面得到广泛应用。其中Chen等(2014)创建的DeepLab网络,提出将空洞卷积代替普通卷积,使用ASPP(Atrous Spatial Pyramid Pooling)模块解决了多尺度问题。DeepLab网络在近几年里不断更新,分别提出了v1(Chen等,2014)、v2(Chen等,

2018a)、v3 (Chen 等, 2017)、v3+ (Chen 等, 2018b) 版本, 其中 DeepLabv3+ 结合了编码器-解码器架构和 ASPP 的优势, 在 PASCAL VOC 2012 数据集的测试中表现出色, 具有较好的细节还原能力 (王俊强 等, 2019; 刘文雅 等, 2020)。

基于上述讨论, 为了实现防尘绿网准确和自动化监测, 本文以济南市中心城区为研究区域, 基于 DeepLabv3+ 语义分割模型对城市防尘绿网遮盖区进行识别提取, 并对多方法、多研究区、多时相分别进行精度对比, 探讨其有效性及泛化能力, 最后对得到的 2016 年—2020 年防尘绿网分布数据集分析时空动态变化特征。对防尘绿网进行专项监测, 摸清防尘绿网铺设现状、位置分布及变化趋势, 可以为城市环境监测和规划建设管理提供数据和技术支持, 助力于城市精细化管理。

2 研究区与数据源

2.1 研究区介绍

济南市位于 36° 01' N—37° 32' N, 116° 13' E—117° 44' E, 地处山东省中部、华北平原东南部, 北临黄河, 南依泰山山脉, 是山东省省会城市群经济圈的核心城市。截至 2019 年, 全市建成区面积 760.6 km², 常住人口 890.87 万人, 城镇人口 634.38 万人, 城镇化率为 71.21% (济南市统计局, 2019)。根据《济南市城市总体规划 (2011 年—2020 年)》(济南市人民政府, 2016), 本文选取济南市中心城区为研究区域 (图 2), 主要涵盖历城区、历下区、市中区、天桥区、槐荫区、长清区, 规划面积约为 1022 km²。近年来, 济南市处于快速扩张与重建的建设高峰期, 防尘绿网在村庄拆迁、老旧城区建设等项目施工过程中被广泛采用。

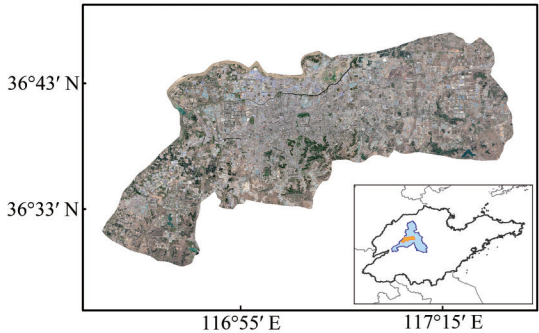


图2 研究区域

Fig. 2 Study area

另外, 选取北京市和天津市内防尘绿网应用较多的城区作为验证区, 以探究本文模型的迁移能力。

2.2 数据源

哨兵 2 号是欧洲航天局哥白尼计划中的高分辨率多光谱成像卫星, 其搭载了具有 13 个波段的 MSI 成像传感器, 中心波长范围为 443—2190 nm, 包括可见光和近红外至短波红外的所有谱段 (Yi 等, 2020; European Space Agency, 2015), 具有 10 m、20 m、60 m 这 3 个空间分辨率波段, A 星和 B 星两颗卫星互补可达 5 天重访周期, 已成功应用在火灾评估 (Seydi 等, 2021)、土地覆被分类 (Feng 等, 2019; Zhang 等, 2021)、农业塑料大棚识别 (冯权龙 等, 2021) 等领域。Sentinel-2 数据参数见表 1。影像成像日期分别为 2016 年 4 月 30 日、2017 年 5 月 25 日、2018 年 4 月 20 日、2019 年 4 月 15 日和 2020 年 4 月 24 日。

表 1 Sentinel-2 卫星数据参数

Table 1 Parameter of Sentinel-2 satellite data

空间分辨率/m	光谱波段	波段类型	波长范围/ μm	中心 波长/μm
10	B2	蓝光波段 (Blue)	0.440—0.538	0.490
	B3	绿光波段 (Green)	0.537—0.582	0.560
	B4	红光波段 (Red)	0.646—0.684	0.665
	B8	近红外波段 (NIR)	0.760—0.908	0.842
20	B5	植被红边波段 (VRE)	0.694—0.713	0.705
	B6		0.731—0.749	0.740
	B7		0.769—0.797	0.783
	B8A		0.848—0.881	0.865
	B11	短波红外波段 (SWIR)	1.539—1.682	1.610
	B12		2.078—2.320	2.190
60	B1	沿海气溶胶波段 (CA)	0.430—0.457	0.443
	B9	水蒸气波段 (WV)	0.932—0.958	0.945
	B10	短波红外卷云波段 (SWIR-C)	1.337—1.412	1.375

Sentinel-2 影像的预处理包括辐射定标、大气校正、重采样和图像裁剪等工作。L1C 级数据产品是经过几何精校正的正射影像, 没有进行辐射定标和大气校正, 使用欧洲航天局发布的大气校正模块 Sen2Cor 对遥感影像进行处理得到 L2A 级数据 (European Space Agency, 2015)。2019 年和 2020 年可直接下载 L2A 级数据产品, 该数据是经过辐射定标和大气校正的大气底层反射率数据。基于 SNAP 处理工具, 将所有波段重采样为 10 m 空

间分辨率，再对其进行镶嵌、裁剪等步骤完成影像预处理工作。

3 研究方法

本文使用基于 DeepLabv3+ 网络的 Sentinel-2

城市防尘绿网提取架构。主要步骤为：（1）数据预处理及数据集构建；（2）语义分割模型训练；（3）时间序列城市防尘绿网信息提取；（4）防尘绿网时空变化分析。自动化提取流程如图 3 所示。

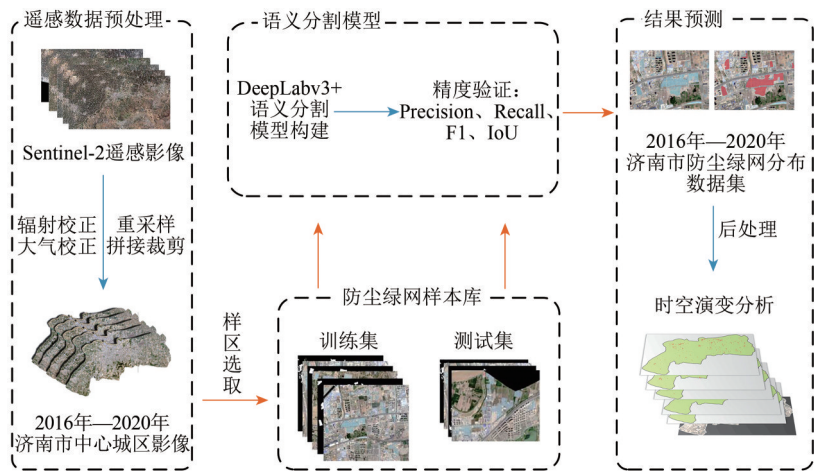


图3 城市防尘绿网提取与分析流程

Fig. 3 Flowchart of urban green plastic cover extraction and analysis

3.1 数据集

由于研究区域较大且防尘绿网分散分布，为了减少人工标注的工作量，本文采用典型样本块做样本，即先选取防尘绿网较集中的区域进行标签的制作，然后将这些区域切割为512×512大小的图像块。为了提高样本的多样性，使训练的模型在时间序列影像上均能达到满意的提取精度，在

每年影像中均选取适量的样本区域，共20个样区，采用目视判读和人工标注的方式制作标签，其中16块作为训练样本参与模型训练，剩余4块用于精度评估。图4为各年份样本块分布及标签示意图。此外，为增强训练模型的泛化能力，防止过拟合，利用数据增强技术进行样本扩充，主要包括翻转操作和旋转操作。

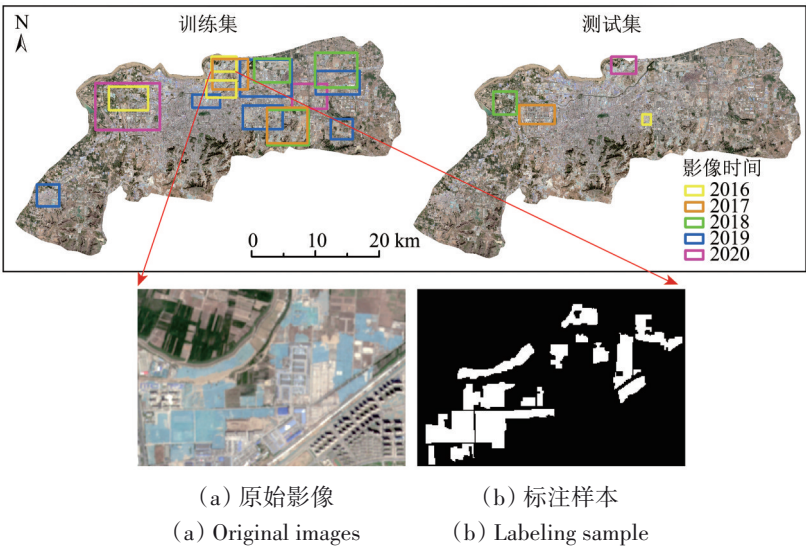


图4 样本块分布及单张样本示意图

Fig. 4 Sample block distribution and single sample diagram

3.2 模型训练

DeepLab 系列由 Chen 等 (2018b) 提出, DeepLabv3+是目前语义分割领域较为典型、精度较高的网络结构。DeepLabv3+模型在DeepLabv3模型基础上,引入编码器—解码器结构,其网络结构如图5所示。编码器部分用来提取图像的深层特征信息,有效的特征提取是实现高精度语义分割的关键,编码器使用Xception (Chollet, 2017) 作

为特征提取骨干网络,结合空洞空间金字塔池化模块ASPP (Atrous spatial pyramid pooling),使用不同扩张率的空洞卷积进行特征提取,充分挖掘图像多尺度上下文信息。解码器部分将深度特征图进行4倍上采样,与Xception提取的低层次特征进行融合,最后通过3×3卷积以及4倍上采样得到与原图大小一致的像素级预测结果。

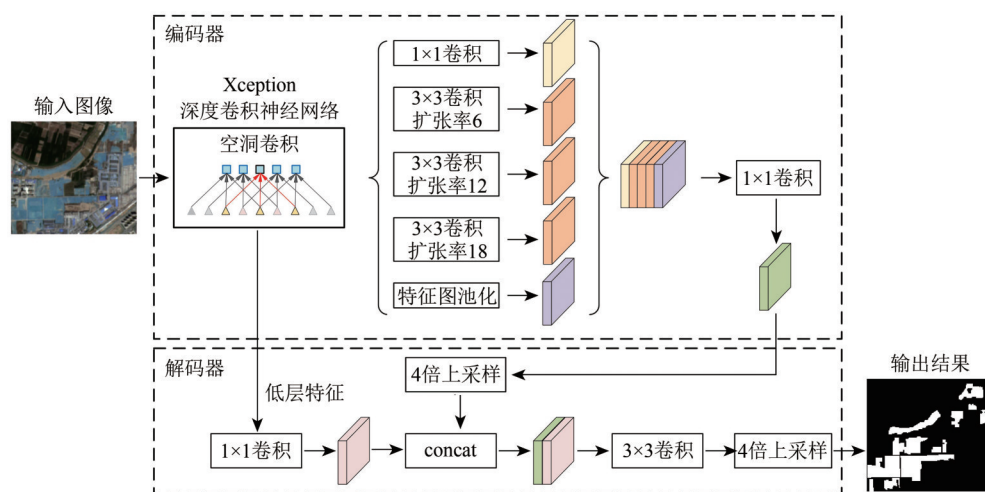


图5 DeepLabv3+网络结构

Fig. 5 Architecture of DeepLabv3+

本文以 TensorFlow 2.4.0 作为开发框架,采用 Python 编程实现,计算机 CPU 为 Intel Xeon (R) GOLD 5118,显卡 (GPU) 为 NVIDIA TITAN V (12 GB),能快速实现语义分割模型的训练和测试。

3.3 精度评价

为了验证语义分割算法的性能,采用精准确度 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值和交并比 (IoU) 这 4 个精度评价指标 (Shao 等, 2021; Shrestha 等, 2018)。在二分类中,一个像元可能出现 4 种可能的结果: 真正 TP (True Positive)、真负 TN (True Negative)、假正 FP (False Positive)、假负 FN (False Negative), TP 或 TN 分别代表被正确分为“防尘绿网”或“非防尘绿网”的像元个数, FP 代表被错误判断为“防尘绿网”的“非防尘绿网”像元个数, FN 代表被错误判断为“非防尘绿网”的“防尘绿网”像元个数。在此基础上,4 个精度指标的计算公式为

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$\text{IoU} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (3)$$

$$\text{F1} = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (4)$$

Precision 表示被正确预测为“防尘绿网”的像元在真值为“防尘绿网”像元中所占比例; Recall 表示被错误预测为“防尘绿网”的像元在真值为“非防尘绿网”像元中所占比例; F1 值同时兼顾了 Precision 和 Recall,能进行综合评价,在二分类模型中具有较强的客观性; IoU 指标被进一步用来计算所提取的防尘绿网图斑与实际标注地块的贴合程度。

4 结果与分析

4.1 精度验证

将模型应用至逐年的影像中获得 2016 年—2020 年防尘绿网提取结果 (图 6), 4 个精度评价指标计算结果见表 2。根据精度结果并结合目视对

比发现, 精准度、召回率、F1 值和 IoU 分别为 84.05%、80.09%、0.82 和 69.72%, 防尘绿网的提取结果与现实状况的空间吻合度较高, 总体识别效果较好, 尤其是对大区域、连接成片的防尘绿网提取相对容易, 提取结果的图斑连续且边缘清晰, 极少有错分现象, 边界与细节还原较为准确, 能够实现快速准确提取防尘绿网的需求。但对于细碎的防尘绿网也不可避免的存在一些漏分。本研究使用的影像分辨率为 10 m, 沿道路、管线施工而铺盖的狭长带状绿网、区域施工的小块绿网, 由于其本身尺度过小而难以分割, 提取效果稍差。防尘绿网的铺设时间、材质差异本身也会影响提取结果, 风化破碎严重及与泥土或其他地物混合的防尘绿网会被漏分, 造成防尘绿网的低估。

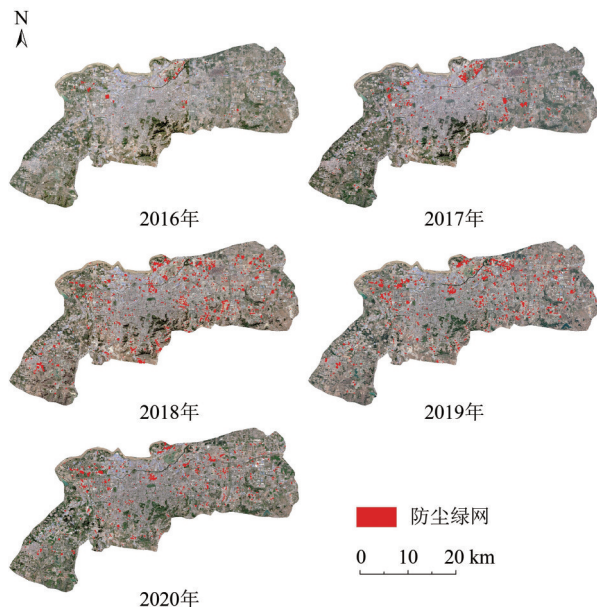


图6 2016年—2020年城市防尘绿网提取结果

Fig. 6 Urban green plastic cover extraction results during 2016—2020

表2 精度计算结果

Table 2 Accuracy calculation results

精准度/%	召回率/%	F1	IoU/%
84.05	80.09	0.82	69.72

4.2 多时相结果对比

由于防尘绿网铺设后持续时间不确定, 监测工作开展时段也不固定, 考虑到不同季节防尘绿网的状态和植被生长状况的差异, 针对不同时期对防尘绿网的提取开展试验, 以探究不同季节对提取精度的影响, 分析模型的适用性。选择济南

市 2020 年四季的影像进行防尘绿网提取研究, 其中, 春、夏、秋、冬季成像日期分别为 2020 年 4 月 24 日、6 月 3 日、10 月 26 日和 12 月 25 日, 每个季节均选取 8 个样区训练模型, 2 个样区做精度测试, 且确保测试样区在每个季节中空间范围一致。

不同季节精度计算结果如表 3 所示。此处的实验只用于多时相的对比, 由于不同季节绿网不断发生变化, 样本量不充足, 导致 4 个模型的精度普遍偏低。具体来看, 防尘绿网的提取精度从高到底依次为冬季、春季、夏季、秋季, 冬季提取精度最高, 春季略低于冬季。这是因为济南地处中国北方, 冬季植被覆盖度最低, 春季草木开始发芽, 相对于植被茂盛的季节, 对绿网的干扰相对较少。而植被长势较好的时期, 草丛、灌丛与绿网互相交错或生长在绿网边缘, 造成不同程度的压盖与遮挡, 在影像中形成大量混合像元, 虽然本文使用的影像波谱信息丰富, 绿色植被与防尘绿网的纯净像元之间不会发生混淆, 但毫无疑问, 混合像元的增多给提取工作带来了难度, 提取精度受到影响。春季和冬季混合像元相对较少, 提取精度稍高, 都可作为防尘绿网提取的较优时段。为了避免草木及其阴影遮挡造成的低估现象, 防尘绿网的提取以冬季为佳。

表3 不同季节精度对比

Table 3 Accuracy comparison of different seasons

季节	精准度/%	召回率/%	F1	IoU/%
春季	73.21	69.18	0.71	55.21
夏季	69.68	64.91	0.67	50.61
秋季	78.03	51.00	0.62	44.59
冬季	77.91	66.81	0.72	56.17

4.3 传统方法结果对比

为了证明所提方法在防尘绿网提取中的优越性, 本文进一步与支持向量机 SVM (Support Vector Machine) (Cortes 和 Vapnik, 1995) 和随机森林 RF (Random Forest) (Breiman, 2001) 这 2 种应用广泛的传统遥感影像分类算法进行比较。作为常用的浅层机器学习算法, 随机森林和支持向量机已被广泛应用于土地利用分类及图像信息提取等遥感领域 (谷晓天 等, 2019; Wu 等, 2019), 并取得了较好的分类效果。经过一系列实验并参考相关研究成果, 本文 RF 分类中决策树的个数最终设置为 500, 参与构建决策树的特征变量

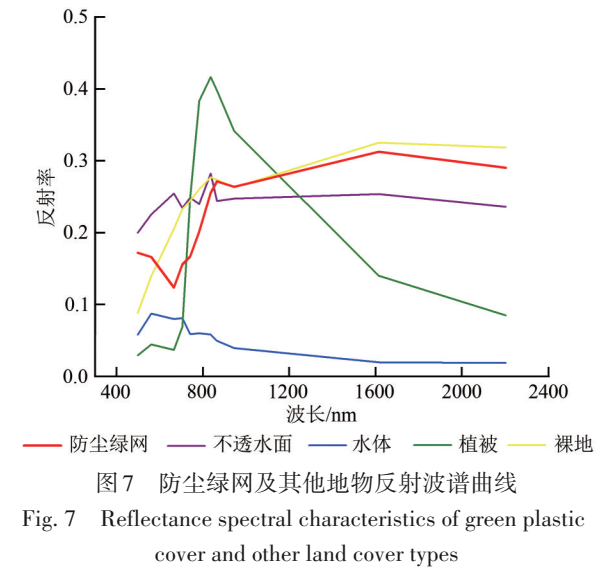
个数设置为分类用所有特征数量的平方根 (Rodriguez-Galiano 等, 2012); SVM 分类方法的核函数选用径向基函数, Gamma 值设置为特征数量的倒数 0.083, 惩罚系数保留默认值 100。为保证实验的可比性, 用于训练和测试的样本均与 3.1 节所述样本块的空间范围一致。其中, 在训练样本块内以像素为单位选取了防尘绿网 1626 个、不透水面 500 个、水体 740 个、植被 1637 个、裸地 864 个, 共计 5367 个样本点。影像分类结果处理为二分类后与对应的真实地面标签样本块进行了逐像素匹配的精度计算。考虑到植被可能对防尘绿网造成的遮挡影响, 还引入了归一化植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) 特征参与对比实验, 尝试使用样本中防尘绿网的 NDVI 范围确定分割阈值 (0.26—0.49), 以区分防尘绿网。反射率特征与 NDVI 特征的实验对比方案及精度计算结果如表 4 所示。

表 4 传统方法结果精度对比

Table 4 Accuracy comparison of traditional methods					
波段特征	方法	精准度/%	召回率/%	F1	IoU/%
NDVI	阈值分割	21.99	63.67	0.33	19.54
	SVM	64.18	85.67	0.73	57.96
Sentinel-2	RF	64.53	82.45	0.72	56.74
Sentinel-2+	SVM	65.03	86.15	0.74	58.88
	RF	70.55	81.24	0.76	60.67

根据表 4 可以看出, 传统 NDVI 阈值分割的结果精度非常低, 虽然可以区分一小部分防尘绿网, 但研究区内景观类型复杂多样, 仅通过单一的特征难以表达。SVM 算法分类精度稍高于 RF 算法, 但整体精度差异不大。加入 NDVI 特征后分类精度有所提升, RF 算法的分类精度提升幅度高于 SVM 算法。总体来看, 4 个对比实验的各个精度评价指标值相差较小, 均低于 Deeplabv3+ 语义分割的精度。此外, 结合 Sentinel-2 数据的光谱曲线 (图 7) 可以发现, 绿色防尘网的光谱反射特征与其他地物有较大差异, 理论上可以实现防尘绿网的分类, 但是由于“同物异谱、同谱异物”现象的存在, SVM、RF 影像分类方法过多依赖地物光谱特性, 而对空间上下文信息利用不足, 使分类结果中浅蓝色屋顶的工厂、裸地和不透水面的混合像元多错分为防尘绿网, 而且基于像素的分类会产生大量“椒盐”现象, 导致预测结果中误判为防尘绿

网的像元偏多, 提取精度受到了较大影响。因此本文使用的 Deeplabv3+ 语义分割的精度优于传统的影像分类方法, 进一步证明了本研究所提方法在防尘绿网提取中的优势。



4.4 语义分割结果对比

为验证 DeepLabv3+ 在防尘绿网提取工作中的优势, 将常见的深度学习语义分割方法 FCN8、U-Net 与 Deeplabv3+ 模型进行对比试验。为保证结果的可比性, 所有模型均使用相同的训练和测试样本。表 5 为不同方法的精度对比, 整体而言, 3 种经典的深度学习方法均可取得较好的精度, 本文选用的 DeepLabv3+ 分类精度最高, U-Net 次之, FCN8 稍差。

表 5 语义分割方法精度对比

Table 5 Accuracy comparison of semantic segmentation methods				
方法	精准度/%	召回率/%	F1	IoU/%
FCN	82.83	73.22	0.78	63.57
U-Net	83.77	75.39	0.79	65.77
DeepLabv3+ (本文方法)	84.05	80.09	0.82	69.72

不同方法的预测结果对比如图 8 所示, 对比来看, FCN8 提取结果过于粗糙, 对细节信息提取效果较差, 例如道路旁较窄的绿网提取不全, DeepLabv3+ 和 U-Net 网络对细碎绿网的提取优于 FCN8 方法。综合分析可知, 基于 DeepLabv3+ 方法的提取精度最好, IoU 为 69.72%, 防尘绿网的边缘信息区分度明显, 证明了该算法的有效性和精度优势。

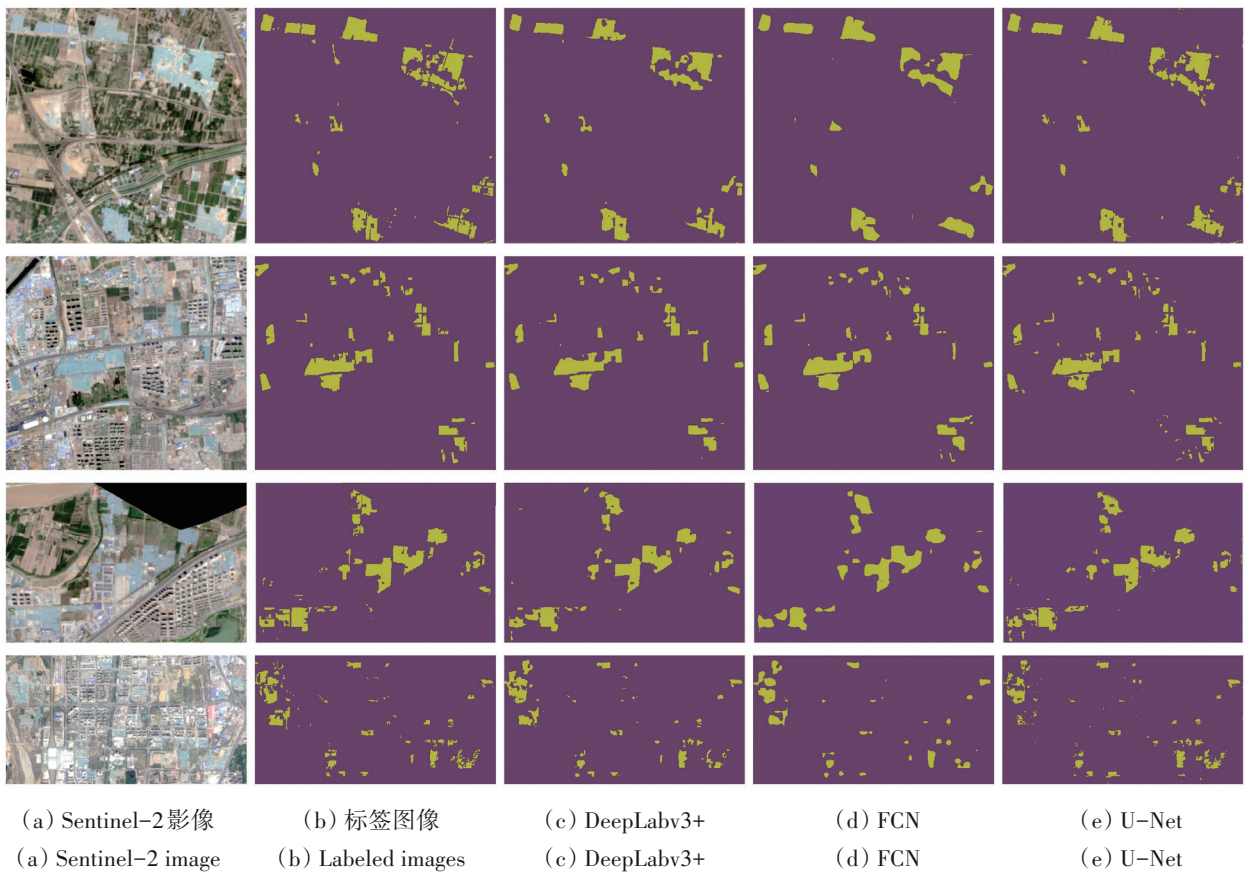


图8 测试集提取结果对比
Fig. 8 Extraction results comparison of testing set

4.5 模型迁移验证

为验证本模型的迁移能力，将训练好的防尘绿网提取模型应用到北京和天津市，并验证其精度，以证明本方法的泛化能力。由于防尘绿网主要分布在快速扩张与重建的城区附近，因此验证区选择了北京市六环以内区域和天津市的和平区、河东区、河西区、河北区等10个行政区，在两个研究区内分别选取2块样区进行精度测试。北京市和天津市防尘绿网分布如图9所示，精度评估结果如表6所示。对比影像和分类结果发现二者的空间分布基本一致，与现实状况相符。说明本模型具有一定的泛化能力，可为更多区域的防尘绿网提取监测工作提供支持。

表6 不同区域精度对比

Table 6 Accuracy comparison of different verification regions				
地区	精准度/%	召回率/%	F1	IoU/%
北京	84.21	76.13	0.80	66.62
天津	78.60	83.08	0.81	67.75

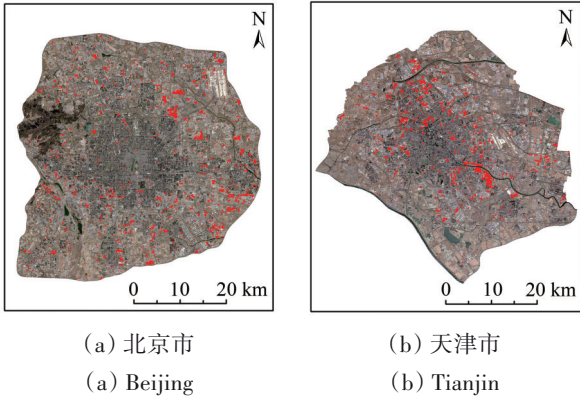


图9 迁移验证区防尘绿网提取结果
Fig. 9 Extraction results of green plastic cover in verification area

4.6 济南市防尘绿网时空变化分析

4.6.1 面积变化

济南市2016年—2020年防尘绿网扩张面积情况如表7所示，结合提取结果分布动态变化（图6）状况可见，总体来看，近5年济南市防尘绿网铺设块数及面积快速增长，呈现出迅速扩张后缓慢减

少的趋势。2016年防尘绿网主要分布在槐荫区部分村庄和历城区的华山片区，其他地区未见大范围防尘绿网；2016年—2017年，防尘绿网覆盖率迅速增加，在已有的覆盖区域处不断向周围扩展，多区域集中连接连片，西部、东部、东南部扩张明显；2018年研究区域内防尘绿网的使用率已达到较高水平，其覆盖面积由2016年的1.24 km²增加到2018年的15.35 km²，两年内扩张了12.38倍，2018年达到5年里最大铺设面积。防尘绿网整体呈现出规划中的大片区集中、小工程零星分布的特点，东部和西部增加较多，尤其是历城区的华山片区、唐冶片区、新东站附近扩张显著。随着工程建设、整平和复垦复绿工作的推进，2018年—2020年防尘绿网范围小幅度缩减。

表7 2016年至2020年防尘绿网面积统计
Table 7 Green plastic cover area statistics from 2016 to 2020

时间/年份	面积/km ²	面积变化/km ²	变化率/%
2016	1.24	4.44	358.06
2017	5.68		
2018	15.35	9.67	170.25
2019	15.18	-0.17	-1.11
2020	7.95	-7.23	-47.63

防尘绿网的变化趋势与济南市城市规划息息相关，根据《济南市城市总体规划（2011年—2020年）》（济南市人民政府，2016）和济南市2017年政府信息公开工作年度报告（济南市人民政府，2018），2016年—2020年济南市经济社会快速发展，城市面貌发生重大变化。一方面违法构筑物、临时建筑物拆除，棚户区、旧城区改造，东部老工业区搬迁改造等工作快速推进，拆除后平整的土地均用防尘绿网覆盖，作为后续项目或复绿工作的过渡。另一方面，规划建设工程开工建设，如新旧动能转换先行区、国际医学科学中心、新东站、唐冶、华山等重点片区建设取得实质性进展，道路改扩建、供热管网改造等市政工程也不断增多，这些工程占地面积较大，耗时长，使得防尘绿网的铺设面积和使用频率大幅增加。

4.6.2 景观格局变化分析

景观格局指数能够高度浓缩景观格局信息，可以定量反映其组织结构和空间配置方面等方面的特征（邬建国，2000）。为了更好的理解城市防

尘绿网景观的时空变化，分析景观格局及其动态变化，本文采用斑块数量NP（Number of Patches）、斑块密度PD（Patch Density）、平均斑块面积AREA_MN（Mean Patch Area）、形状指数LSI（Landscape Shape Index）、凝聚度指数COHESION（Patch Cohesion Index）、聚集度指数AI（Aggregation Index）共6个景观格局指数对防尘绿网景观格局及其变化特征进行分析，各项指数具体含义和计算公式见参考文献（邬建国，2000）。

根据景观指数计算结果（表8），防尘绿网斑块数量与斑块密度的变化趋势相同，均为先增加后减少。2016年—2018年防尘绿网的斑块数量由221增加到1181，斑块密度由0.22增加到1.16，增长幅度达400%以上；2018年—2020年斑块数量和斑块密度小幅度下降，下降幅度在25%以内；平均斑块面积在2016年—2019年持续增加，2019年—2020年迅速下降；上述指数说明在2016年—2018年防尘绿网斑块数量、平均斑块面积不断增加，破碎化程度增大，受到人类活动干扰大，防尘绿网分布较为松散，2018年以后破碎程度有所好转。形状指数在2016年—2019年连续4年内不断增加，说明防尘绿网的铺盖形状越来越不规则；连接度指数先小幅度增大，2019年后降低，说明各斑块空间连接程度由低到高；聚集度指数处于波动状态，体现了其复杂且不稳定的状态。

表8 2016年—2020年防尘绿网景观格局指数
Table 8 Landscape pattern index of green plastic cover from 2016 to 2020

时间/年份	指数					
	NP/个	PD/(个/km ²)	AREA_MN/km ²	LSI	COHESION/%	AI/%
2016	221	0.22	0.56	15.27	91.24	87.03
2017	646	0.64	0.88	29.39	93.21	89.99
2018	1181	1.16	1.30	37.22	94.20	88.04
2019	963	0.95	1.58	40.11	94.25	90.67
2020	882	0.87	0.90	33.07	92.78	88.58

综合来看，研究区内防尘绿网的破碎化程度、形状复杂度和分布状况大致以2018年或2019年为转折，呈现先增大后减少的变化趋势，表明防尘绿网的景观格局变化除了受到制作材质、风力侵蚀、土壤腐蚀等因素的影响外，更多的受到政策规划的人为影响。根据济南市政府工作报告可以发现，2016年甚至更早之前，济南市已开始做出全面布局的城市规划，近5年来，相关建设工程扎

实推进, 防尘绿网向外扩张明显, 斑块数量增多, 破碎程度较高, 空间形状复杂度增强, 凝聚度和聚集程度复杂而不稳定。

4.6.3 标准差椭圆分析

为研究防尘绿网的分布规律和方向变化特征, 使用标准差椭圆方法对2016年—2020年防尘绿网的空间变化进行分析。标准差椭圆SDE (Standard Deviation Ellipse) 基于研究对象的空间区位和空间结构, 定量分析地理要素空间分布的中心性、方向性、空间形态等特征 (李德仁 等, 2017)。椭圆的长半轴表示防尘绿网的主导方向, 短半轴表示主要分布范围。长半轴越长说明其分布具有明显的方向性, 短半轴越短说明分布具有聚合力。对比标准差椭圆和椭圆重心迁移 (表9和图10) 发现, 受研究区域形状的影响, 椭圆在五个时段内倾斜方向保持基本稳定, 防尘绿网的长轴方向基本不变; 其标准差椭圆的长半轴和扁率随时间

变化不断增大, 反映了防尘绿网的扩张出现明显的方向性, 主要沿着主城区东西轴线发展; 短半轴也逐年增长, 说明南部和北部的防尘绿网也有扩张, 其整体聚合力减弱。这种分布与济南中心城区的地理位置有关, 由于介于北部黄河与南部泰山之间, 地理因素带来的局限使得建设区域分布呈现东西长, 南北局促的特点。平均中心迁移的方向和距离反映了防尘绿网分布变化的中心性与趋势状况。2016年—2017年平均中心的移动轨迹由研究区的中心偏北的位置向东南方向移动, 这个时间段内偏移量最多, 移动距离约为3.78 km, 2017年—2018年继续向东南方向轻微偏移, 2018年开始向东偏北方向移动, 直至2020年向西发生较大偏移, 偏移距离为1.92 km。总体来看, 防尘绿网的平均中心和扩展方向与济南市城市规划的发展基本保持同步, “东拓、西进”的发展战略正在迅速落实。

表9 2016年—2020年防尘绿网标准差椭圆参数值

Table 9 The standard deviation ellipse parameter values of green plastic cover from 2016 to 2020

时间	中心点纬度	中心点经度	椭圆 X 轴长度/km	椭圆 Y 轴长度/km	椭圆方向/(°)	扁率
2016	36°41'50.674"N	117°1'25.493"E	6.1309	15.3070	78.9453	0.5995
2017	36°40'25.089"N	117°3'14.398"E	7.4049	16.2465	76.5976	0.5442
2018	36°40'11.275"N	117°3'27.913"E	7.4052	18.3368	72.3623	0.5962
2019	36°40'28.166"N	117°4'02.356"E	7.2866	19.6648	74.1977	0.6295
2020	36°40'31.306"N	117°2'44.983"E	7.2454	19.8195	77.6488	0.6344

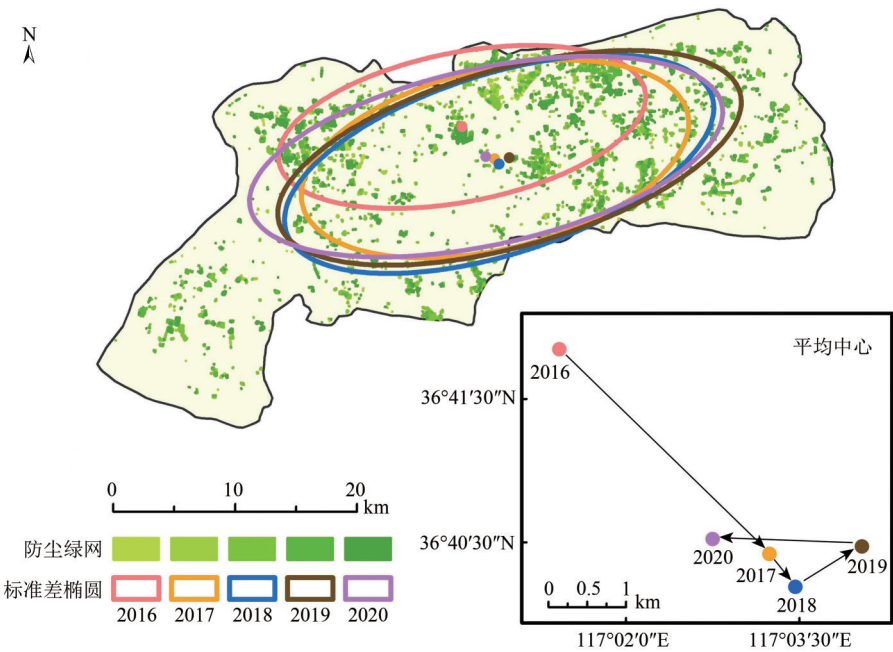


图10 防尘绿网标准差椭圆分布及平均中心迁移

Fig. 10 Standard deviation ellipse distribution and mean center migration of green plastic cover

5 结 论

本研究以 Sentinel-2 时间序列卫星遥感影像为数据源, 基于 DeepLabv3+ 语义分割网络方法建立城市防尘绿网遥感语义分割模型, 提取了 2016 年—2020 年济南市中心城区防尘绿网分布信息, 并用面积数量变化、景观格局和椭圆标准差方法分析其时空演化特征, 主要结论如下:

(1) 采用 DeepLabv3+ 网络构建的防尘绿网信息提取模型具有较高的可靠性, 其精准度、召回率、F1 值和交并比分别为 84.05%、80.09%、0.82 和 69.72%, 模型精度较高, 可以实现大范围、时间序列防尘绿网分布监测。

(2) 传统浅层机器学习方法 SVM 和 RF 的分类结果精度均低于 Deeplabv3+ 深度学习方法, 且分类结果椒盐效应明显, 空间上下文信息利用不足。与 FCN8、U-Net 分割算法相比, Deeplabv3+ 方法精度最高, 提取绿网的边界与细节效果最好。本模型扩展应用到北京市和天津市, 精度验证结果表明本方法在其他研究区同样具有较好的适用性。因此相较于多方法、多研究区、多时相本模型均表现良好, 证明了其较高的迁移能力和稳定性, 可为大范围、大规模的城市防尘绿网监测工作提供参考。

(3) 分析济南市防尘绿网时空变化特征发现, 2016 年—2020 年济南市防尘绿网覆盖范围扩张明显。防尘绿网的分布主要呈现出大片区集中, 小工程广泛分散的特点; 其铺设破碎程度不断增大, 形状复杂度和不规则性增强, 较大片区的施工正在推进且更新较快, 空间聚集程度波动变化。另外, 防尘绿网的扩张具有明显的方向性, 呈现出沿主城区向东部及东南部扩张的特点。

防尘绿网作为中国城市发展阶段特有的地表现象, 是兼顾环境保护和推进发展的重要举措, 防尘绿网空间布局和使用频率的增加从侧面展现了环境保护工作、城市发展规划的落实与实施现状。遥感技术在防尘绿网动态监测中起到重要作用, 本文着眼于防尘绿网, 目的在于快速准确监测绿网变化, 为城市防尘绿网的回收管理、施工进度、复耕复绿等城市精细管理工作提供技术与数据支持, 对防尘降尘、发展规划布局和生态环境监测与评估具有重要意义。后续将继续推进基于高分辨率、高光谱遥感数据的防尘绿网提取研

究工作, 得到更精细准确的分布数据, 助力于城市精细管理和环境保护。

参考文献 (References)

- Badrinarayanan V, Kendall A and Cipolla R. 2017. SegNet: a deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 39(12): 2481-2495 [DOI: 10.1109/TPAMI.2016.264.4615]
- Breiman L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32 [DOI: 10.1023/A:1010933404324]
- Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, Murphy K and Yuille A L. 2014. Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets and Fully Connected CRFs. *arXiv preprint arXiv: 1412.7062*
- Chen L C, Papandreou G, Kokkinos I, Murphy K and Yuille A L. 2018a. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected CRFs. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 40(4): 834-848 [DOI:10.1109/TPAMI.2017.2699184]
- Chen L C, Papandreou G, Schroff F and Adam H. 2017. Rethinking Atrous Convolution for Semantic Image Segmentation. *arXiv preprint arXiv: 1706.05587*
- Chen L C, Zhu Y K, Papandreou G, Schroff F and Adam H. 2018b. Encoder-Decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation//*Proceedings of 15th European Conference on Computer Vision (ECCV)*. Munich, Germany. 11211: 833-851 [DOI: 10.1007/978-3-030-01234-2_49]
- Chollet F. 2017. Xception: Deep Learning with Depthwise Separable Convolutions//*Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Honolulu: IEEE: 1800-1807 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.195]
- Cortes C and Vapnik V. 1995. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3): 273-297 [DOI:10.1007/BF00994018]
- European Space Agency. 2015. ESA Standard Document[S/OL]. https://sentinel.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-2_User_Handbook, 2015-07-24/2021-04-25 (欧洲航天局). 2015. ESA 标准文件[S/OL]. https://sentinel.esa.int/documents/247904/685211/Sentinel-2_User_Handbook, 2015-07-24/2021-04-25)
- Feng Q L, Niu B W, Zhu D H, Yao X C, Liu Y M, Ou C, Chen B A, Yang J Y, Guo H and Liu J T. 2021. National agricultural plastic greenhouses remote sensing classification data set in 2019. v1. *Science Data Bank*. <http://www.dx.doi.org/10.11922/sciencedb.j00001.00230> (冯权泷, 牛博文, 朱德海, 姚晓闯, 刘逸铭, 欧聪, 陈泊安, 杨建宇, 郭浩, 刘建涛. 2021. 2019 年全国农业塑料大棚遥感分类数据集. v1. *Science Data Bank*. <http://www.dx.doi.org/10.11922/sciencedb.j00001.00230>)
- Feng Q L, Yang J Y, Zhu D H, Liu J T, Guo H, Batsaikhan B and Li B G. 2019. Integrating multitemporal Sentinel-1/2 data for coastal land cover classification using a multibranch convolutional neural network: a case of the Yellow River Delta. *Remote Sensing*, 11(9): 1006 [DOI: 10.3390/rs11091006]
- Gu X T, Gao X H, Ma H J, Shi F F, Liu X M and Cao X M. 2019. Comparison of machine learning methods for land use/land cover classification in the complicated terrain regions. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(1): 57-67 (谷晓天, 高小红, 马慧娟, 史飞飞, 刘雪梅, 曹晓敏. 2019. 复杂地形区土地利用/土地

- 覆被分类机器学习方法比较. 遥感技术与应用, 34(1): 57-67 [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.1.0057]
- Jinan Bureau of Statistics. 2019. Statistical Communique of Jinan on 2019 National Economic and Social Development. <http://jntj.jinan.gov.cn> (济南市统计局. 2019. 2019年济南市国民经济和社会发展统计公报. <http://jntj.jinan.gov.cn/>)
- Jinan Municipal Government. 2016. The Master Plan of Jinan(2011—2020). http://www.jinan.gov.cn/art/2016/8/29/art_28170_3349927.html (济南市人民政府. 2016. 济南市城市总体规划(2011—2020年). http://www.jinan.gov.cn/art/2016/8/29/art_28170_3349927.html)
- Jinan Municipal Government. 2018. Jinan City Annual Report on Government Information Disclosure in 2017. http://www.jinan.gov.cn/art/2018/2/23/art_2616_2046904.html (济南市人民政府. 2018. 济南市2017年政府信息公开工作年度报告. http://www.jinan.gov.cn/art/2018/2/23/art_2616_2046904.html)
- Li D R, Yu H R and Li X. 2017. The spatial-temporal pattern analysis of city development in countries along the belt and road initiative based on nighttime light data. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 42(6): 711-720 (李德仁, 余涵若, 李熙. 2017. 基于夜光遥感影像的“一带一路”沿线国家城市发展时空格局分析. *武汉大学学报(信息科学版)*, 42(6): 711-720) [DOI: 10.13203/j.whugis.20170100]
- Li P P. 2020. Dust pollution damage analysis and control methods of building construction. *Environmental Science and Management*, 45(11): 84-88 (李萍萍. 2020. 建筑施工扬尘污染损害分析及其控制方法研究. *环境科学与管理*, 45(11): 84-88) [DOI: CNKI: SUN:BFHJ.0.2020-11-018]
- Li S Q. 2020. Identification of construction waste from multi-source remote sensing image based on transfer learning. Beijing: Beijing University of Civil Engineering and Architecture (李思琦. 2020. 基于迁移学习的多源遥感影像建筑垃圾识别. 北京: 北京建筑大学)
- Liu J T, Feng Q L, Wang Y, Batsaikhan B, Gong J H, Li Y, Liu C T and Ma Y. 2020. Urban green plastic cover mapping based on VHR remote sensing images and a deep semi-supervised learning framework. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(9): 527 [DOI: 10.3390/ijgi9090527]
- Liu P H, Liu X P, Liu M X, Shi Q, Yang J X, Xu X C and Zhang Y Y. 2019. Building footprint extraction from high-resolution images via spatial residual inception convolutional neural network. *Remote Sensing*, 11(7): 830 [DOI: 10.3390/rs11070830]
- Liu W Y, Yue A Z, Ji J, Shi W H, Deng R R, Liang Y H and Xiong L H. 2020. Urban green space extraction from GF-2 remote sensing image based on DeepLabv3+ semantic segmentation model. *Remote Sensing for Land & Resources*, 32(2): 120-129 (刘文雅, 岳安志, 季珏, 师卫华, 邓孺孺, 梁业恒, 熊龙海. 2020. 基于DeepLabv3+语义分割模型的GF-2影像城市绿地提取. *国土资源遥感*, 32(2): 120-129) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020.02.16]
- Liu Y L, Ren Y H, Wei C J, Wang A H, Zhou H Z and Chi Y B. 2009. Study on monitoring of informal open-air solid waste dumps based on Beijing-1 images. *Journal of Remote Sensing*, 13(2): 320-326 (刘亚岚, 任玉环, 魏成阶, 汪爱华, 周会珍, 迟耀斌. 2009. 北京1号小卫星监测非正规垃圾场的应用研究. *遥感学报*, 13(2): 320-326) [DOI: 10.11834/jrs.20090255]
- Long J, Shelhamer E and Darrell T. 2015. Fully convolutional networks for semantic segmentation//*Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, USA: IEEE Computer Society: 3431-3440 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965]
- Ming D P, Li J, Wang J Y, Zhang M. 2015. Scale parameter selection by spatial statistics for GeOBIA: Using mean-shift based multi-scale segmentation as an example. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 106: 28-41 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.04.010]
- Panboonyuen T, Jitkajornwanich K, Lawawirojwong S, Srestasathien P and Vateekul P. 2019. Semantic segmentation on remotely sensed images using an enhanced global convolutional network with channel attention and domain specific transfer learning. *Remote Sensing*, 11(1): 83 [DOI: 10.3390/rs11010083]
- Rodriguez-Galiano, V F, Ghimire B, Rogan J, Chica-Olmo M and Rigol-Sanchez J P. 2012. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 67: 93-104 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002:]
- Ronneberger O, Fischer P and Brox T. 2015. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation//*Proceedings of the 18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Munich, Germany: Springer: 234-241 [DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28]
- Seydi S T, Akhoondzadeh M, Amani M and Mahdavi S. 2021. Wild-fire damage assessment over Australia using Sentinel-2 imagery and MODIS land cover product within the google earth engine cloud platform. *Remote Sensing*, 13(2): 220-220 [DOI: 10.3390/RS13020220]
- Shao Z F, Zhou Z F, Huang X and Zhang Y. 2021. MRENet: Simultaneous Extraction of Road Surface and Road Centerline in Complex Urban Scenes from Very High-Resolution Images. *Remote Sensing*, 13(2): 239 [DOI: 10.3390/rs13020239]
- Shrestha S and Vanneschi L. 2018. Improved fully convolutional network with conditional random fields for building extraction. *Remote Sensing*, 10(7): 1135 [DOI: 10.3390/rs10071135]
- Silvestri S and Omri M. 2008. A method for the remote sensing identification of uncontrolled landfills: formulation and validation. *International Journal of Remote Sensing*, 29(4): 975-989 [DOI: 10.1080/01431160701311317]
- Wang C, Yin S J, Meng B, Ma W L, Zhu L and Wu C Q. 2016. Analysis of the non-regular garbage sites in the region of Beijing, Tianjin and Hebei using remote sensing monitoring images. *High Technology Letters*, 26(Z1): 799-807 (王晨, 殷守敬, 孟斌, 马万栋, 朱利, 吴传庆. 2016. 京津冀地区非正规垃圾场地遥感监测分析. *高技术通讯*, 26(Z1): 799-807) [DOI: 10.3772/j.issn. 1002-0470.2016.08-09.013]
- Wang J Q, Li J S, Zhou H C and Zhang X. 2019. Typical element extraction method of remote sensing image based on Deeplabv3+ and CRF. *Computer Engineering*, 45(10): 206-265+271 (王俊强, 李建胜, 周华春, 张旭. 2019. 基于Deeplabv3+与CRF的遥感影像典型要素提取方法. *计算机工程*, 45(10): 260-265+271) [DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0053359]
- Wu J G. 2000. Landscape ecology pattern process, scale and hierarchy. Beijing: High Education Press (邬建国. 2000. 景观生态学: 格局、过程、尺度与等级. 北京: 高等教育出版社)
- Wu Q, Zhong R F, Zhao W J, Song K and Du L M. 2019. Land-cover classification using GF-2 images and airborne lidar data based on random forest. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5-6): 2410-2426 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1483090]

- Yan W Y, Mahendrarajah P, Shaker A, Faisal K, Luong R and Al-Ahmad M. 2014. Analysis of multi-temporal landsat satellite images for monitoring land surface temperature of municipal solid waste disposal sites. *Environmental Monitoring and Assessment*, 186 (12): 8161-8173 [DOI:10.1007/s10661-014-3995-z]
- Yi Z W, Jia L and Chen Q T. 2020. Crop classification using multi-temporal Sentinel-2 data in the Shiyang River basin of China. *Remote Sensing*, 12(24):4052 [DOI: 10.3390/RS12244052]
- Zhang J X, Gu H Y, Yang Y, Zhang H and Li H T. 2021. Research process and trend of high-resolution remote sensing imagery intelligent interpretation. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(11): 2198-2210 (张继贤, 顾海燕, 杨懿, 张鹤, 李海涛. 2021. 高分辨率遥感影像智能解译研究进展与趋势. *遥感学报*, 25(11): 2198-2210) [DOI:10.11834/jrs.2021038]
- Zhang T X, Su J Y, Xu Z Y, Luo Y L and Li J Y. 2021. Sentinel-2 satellite imagery for urban land cover classification by optimized random forest classifier. *Applied Sciences*, 11(2): 543 [DOI: 10.3390/APP11020543]
- Zhang X Q. 2020. Object oriented remote sensing information extraction of construction waste in wuhou district, Chengdu. Chengdu: Chengdu University of Technology (张兴琼. 2020. 面向对象的成都市武侯区建筑垃圾遥感信息提取. 成都:成都理工大学)
- Zhang Z X, Liu Q J and Wang Y H. 2018. Road extraction by deep residual U-Net. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15 (5):749-753 [DOI:10.1109/LGRS.2018.2802944]
- Zhu Y N, Gao T, Wang S D, Zhou L and Du M Y. 2021. Automatic recognition method of construction waste based on transfer learning and retraining model and high-score remote sensing data. *Remote Sensing Technology and Application*, 36(2): 314-323 (祝一诺, 高婷, 王术东, 周磊, 杜明义. 2021. 基于迁移学习再训练模型和高分遥感数据的建筑垃圾自动识别方法. *遥感技术与应用*, 36(2): 314-323) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2021.2.0314]

Urban green plastic cover extraction and spatial pattern changes in Jinan city based on DeepLabv3+ semantic segmentation model

LIU Chunting¹, FENG Quanlong^{2,3}, LIU Jiantao¹, WANG Ying⁴, SHI Tongguang¹, LI Yi⁵,
GONG Jianhua⁵, ZHAO Huihui⁵

1.School of Surveying and Geo-Informatics, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China;

2.College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China;

3.State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Beijing 100101, China;

4.Key Laboratory of Urban Environment and Health, Institute of Urban Environment, Chinese Academy of Sciences, Xiamen 361021, China;

5.Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China

Abstract: Green plastic covers have been widely used as the primary method of dust prevention in construction sites. The rapid acquisition of green plastic cover and spatial – temporal change information has an important guiding significance for the formulation of dust prevention and ecological environmental protection measures. This work extracted the covered area of green plastic cover by using DeepLabv3+ semantic segmentation model based on Sentinel-2 remote sensing data and realized the annual green plastic cover segmentation and extraction in Jinan from 2016 to 2020. The spatial distribution characteristics and spatial – temporal expansion trend of green plastic cover were analyzed by area statistics, landscape pattern analysis, and mean center-standard deviation ellipse. Results show that: (1) According to the accuracy evaluation, the proposed architecture reaches an acceptable accuracy, with 84.05% precision, 80.09% recall, 0.82 F1 score, and 69.72 IoU, which could quickly and accurately extract the urban green plastic cover and realize the large-scale and time series dynamic monitoring and management. (2) The accuracy of DeepLabv3+ model used in this work is the best compared with the traditional remote sensing classification method and other semantic segmentation models, and the extraction results of green plastic cover are more precise. In addition, the extraction experiments in Beijing and Tianjin also confirmed the migration ability of the model. (3) The laying range of green plastic cover significantly expanded from 2016 to 2020. The area and number of green plastic cover patches, fragmentation degree, and shape complexity increased. The average patch area increased, the cohesion and aggregation between patches fluctuated, and the landscape pattern was complex and unstable. The expansion has an obvious direction. The distribution and dynamic expansion of green plastic cover are affected by human factors, such as urban planning and project process. Urban planning determines the distribution of green plastic cover, and the current use of green plastic cover reflects the process of urban construction to a certain extent. Therefore, the dynamic monitoring and management of urban green plastic cover by remote sensing means can provide data and technical support for urban planning, ecological environment construction, and urban accurate management, which are of great significance to the management of urban expansion mode and reconstruction.

Key words: green plastic cover, remote sensing, semantic segmentation, DeepLabv3+, Sentinel-2, temporal and spatial variation

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42171113, 42001367); Open Grant from State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System; the Doctoral Research Fund of Shandong Jianzhu University (No. XNBS1903)