

复杂城市环境下的资源三号遥感影像绿地提取

杜琥宇^{1,2}, 王光辉², 陆尘², 闫志刚¹, 张涛²

1. 中国矿业大学 环境与测绘学院, 徐州 221116;

2. 自然资源部 国土卫星遥感应用中心, 北京 100048

摘要: 城市绿地是城市生态系统的重要组成部分, 具有生态、景观、文化、健康等多重作用, 准确获取城市绿地空间分布能够为城市可持续发展提供科学依据和支持。利用资源三号遥感影像及归一化植被指数提取城市绿地, 存在水体、蓝顶建筑、建筑物阴影等城市背景地物对绿地提取造成干扰的问题。为此, 提出一种复杂城市环境下的资源三号遥感影像绿地提取方法。该方法提出抗低亮度像元干扰的绿地提取特征, 并在HSI (Hue-Saturation-Intensity) 颜色空间中设计对象级阴影提取特征, 进而在阴影内外部计算不同绿地提取特征并进行阈值分割, 实现城市绿地遥感提取。以南京、武汉、乌鲁木齐、沈阳等10个城市为研究区进行精度评价, 结果表明: (1) 使用本文方法提取城市绿地的整体精确率、召回率、F1值和交并比依次为93.28%、92.60%、92.91%和86.76%; (2) 抗低亮度像元干扰的绿地提取特征性能优于RVI、NDVI、DVI, 与Deeplab V3+、Segformer、UPerNet等相关模型相比, 提出方法整体上有较优异的性能表现, 并且提取精度优于典型城市绿地遥感制图产品UGS-1 m (Urban Green Space-1 m); (3) 从局部提取细节来看, 提出方法能够有效区分绿地与水体及蓝顶建筑, 并对建筑阴影区内部植被具备提取效果。本文提出方法对于利用资源三号遥感影像快速高效地开展城市绿地空间业务化遥感监测具有重要意义。

关键词: 遥感, 城市绿地, 高分遥感影像, 资源三号, 归一化植被指数, 阴影提取

中图分类号: P2

引用格式: 杜琥宇, 王光辉, 陆尘, 闫志刚, 张涛. 2024. 复杂城市环境下的资源三号遥感影像绿地提取. 遥感学报, 28(11): 2954-2969

Du X Y, Wang G H, Lu C, Yan Z G and Zhang T. 2024. Green space extraction method from ZY-3 remote sensing images in complex urban environment. National Remote Sensing Bulletin, 28(11): 2954-2969 [DOI: 10.11834/jrs.20243521]

1 引言

城市绿地是以自然植被和人工植被为主要存在形态的城市用地。城市绿地不仅有助于改善城市生态环境, 对于减少空气污染、吸尘降噪、缓解城市热岛效应具有显著的效果, 能够舒缓人们的精神压力、提高人们的身体健康水平 (Mwanzu等, 2023)。同时, 城市绿地能够改善市民的居住环境, 为城市居民提供休闲、锻炼、社交的场所, 提升居民幸福感 (Kwon等, 2021)。城市绿地是城市不可或缺的组成部分, 如何更准确、高效地对城市绿地情况进行监测, 对优化城市绿地空间结构和评价城市生态环境具有极为重要的意义与作用。

城市绿地空间分布的传统获取方式主要是人工实地测量, 获取的城市绿地数据精度高。城市绿地覆盖范围较广且斑块破碎, 人工调查城市绿地效率低下, 且耗费大量人力物力 (陈仁喜和王成芳, 2013), 难以满足数据高频次获取需求 (Qian等, 2015a)。随着对地观测卫星的发展, 中低分辨率的遥感影像广泛应用于城市绿地提取, 但仅能够提取大块绿地, 缺乏城市绿地的局部细节特征 (Qian等, 2015b)。高分辨率遥感影像能够更加精确地提取绿地, 街区内部的小块绿地、绿化带都能被提取, 也能够大范围监测城市绿地的空间分布 (Zhou等, 2008)。

城市绿地具有典型的光谱特征, 城市范围内

收稿日期: 2023-12-11; 预印本: 2024-07-19

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2022YFF1303401, 2022YFF1303405)

第一作者简介: 杜琥宇, 研究方向为城市绿地智能提取。E-mail: dxy18116779378@163.com

通信作者简介: 陆尘, 研究方向为城市国土空间遥感监测技术与应用。E-mail: alasluhen@sina.com

的其他地物与绿地光谱特征差异明显。通过组合不同波段的光谱信息, 基于像元的城市绿地提取方法设计单个像元的有效特征。植被指数主要反映植被在可见光、近红外波段反射率与土壤背景之间差异, 是城市绿地提取中常用的特征(徐建辉和苏娅, 2010; 房媛等, 2010)。常见的植被指数有 RVI (Ratio Vegetation Index)、NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)、DVI (Deferent Vegetation Index)。为了减少土壤背景和大气对 NDVI 指数的干扰, Liu 和 Huete (1995) 提出了增强植被指数 EVI (Enhanced Vegetation Index)。Huete (1988) 提出了土壤调节植被指数 SAVI (Soil Adjusted Vegetation Index), 在 NDVI 的基础上加入土壤调节因子。RVI、NDVI、EVI 对于城市植被分类较为重要(汪雪森等, 2020)。除了直接利用植被指数作为绿地提取特征, 姚静等(2010)利用原始波段合成法、实验波段组合法等设计 TM 影像的有效特征, 获取更为有效的像素级城市绿地提取特征。姚方方等(2016)从光谱特征出发, 基于支撑向量机提出了适用于高分辨率影像城市植被提取的分离面法, 较单一阈值进行绿地提取具有更好的提取性能。将基于像元的方法应用于城市高分遥感影像, 能够快速高效提取城市绿地, 但分类结果存在“椒盐噪声”的情况(Yu等, 2006)。

为了解决高分遥感信息提取中的“椒盐噪声”问题, 发展了遥感面向对象分析方法。面向对象分析方法利用纹理、光谱信息将影像分割成不同大小的对象, 分析不同对象的光谱、形状、空间、纹理等特征, 然后建立规则集对分割对象进行分类。单个尺度上生成的对象存在过分割和欠分割的现象, Zhang等(2010)在宏观和微观两个尺度进行分割, 获取比单个尺度分割更为精细的对象。Xiao等(2018a)等将欠分割对象进行二次分割, 保证在最优尺度上生成绿地对象。单个分割方法存在优点和缺点, Li和Shao(2013)将4种不同分割方法的优点结合起来识别特征相似性。在进行对象分割的基础上, 提取绿地通常从光谱、纹理、空间关系等方面描述对象特征(Ardila等, 2012)。Zhang等(2010)使用相关性分析、Jeffries-Matusita 距离和主成分转换来删除特征中的冗余信息。由于在多个尺度上进行对象分割, 也相应在不同尺度上分别设计绿地提取规则(Ardila等, 2012; Li和Shao, 2013)。面向对象分析已在城市绿地遥感提

取中取得良好效果(Li等, 2015; Labib和Harris, 2018; Shekhar和Aryal, 2019; 汪雪森等, 2020)。

随着人工智能技术的发展, 深度学习方法在城市绿地遥感提取中得到深入应用。深度学习模型通常由多层神经网络组成, 通过多层网络逐层学习高级语义信息, 实现图像复杂分类问题。语义分割模型为每个像素分配给特定语义类别, 对图像进行精细划分。全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks)将卷积神经网络的全连接层换成卷积层, 是一种代表性的深度学习语义分割模型。后续发展了一系列基于深度学习的分割网络, 例如U-Net、HRNet、Deeplab、SegNet、PSPNet。现有研究将更有效的模块添加到现有语义分割网络中或者替换网络的部分模块, 进而提升绿地提取性能、降低计算复杂度。Lin等(2023)以U-Net网络为基础, 在编码器结构中增加密集连接层, 并将卷积层替换为稀疏自编码器层。注意力机制已引入城市绿地提取中(Men等, 2021; 袁德宝等, 2023; Yang等, 2023), 目的是进一步增强并细化绿地提取特征。深度学习方法是计算机视觉方法, 对植被光谱信息利用的不充分。Xu等(2020)将植被物候特征作为辅助波段加入到网络中进行训练和分类, 并引入 Focal Tversky Loss 函数来解决样本不平衡问题。Cheng等(2023)提出一种多尺度特征融合和变压器网络(MFFTNet), 将NDVI引入了网络。Yang等(2022)基于DeepLabv3plus提出了拼接和加法的融合策略, 发展了双输入残差网络(DIR_DeepLabv3plus)。进入深度学习发展阶段, 更新现有语义分割网络的部分结构且引入光谱信息, 使得城市绿地遥感提取方法的准确率进一步提高。

绿地具有复杂和破碎形态, 构建绿地训练样本集是一项劳动密集型且尤为耗时的任务。基于深度学习的绿地提取方法高度依赖训练样本, 难以快速开展城市国土空间遥感监测工作。植被指数有效反映植被的生长状况以及植被空间密度(陈涛等, 2008), 利用归一化植被指数NDVI并设置单一阈值, 在常见城市环境下具有良好的绿地提取效果。但是, 在复杂城市环境中应用资源三号遥感影像和NDVI开展城市绿地监测存在一定不足: (1)城市区域内高分辨率遥感影像上地物种类繁多, NDVI特征空间内存在与绿地相似的像元, 提取时可能出现部分水体、蓝顶建筑物被错

误提取的情况；(2) 由于建筑物阴影遮挡，对绿地光谱亮度值造成影响，出现同物异谱的现象。

针对资源三号遥感影像精细划分绿地、水体、蓝顶建筑以及阴影存在的问题，本文提出一种复杂城市环境下的资源三号遥感影像绿地提取方法。首先分析绿地与水体在NDVI特征空间下造成混淆的因素，提出一种抗低亮度像元干扰的绿地提取特征；其次在HSI (Hue-Saturation-Intensity) 颜色空间中，结合SAM (Segment Anything Model) (Kirillov等, 2023) 大模型构建对象级阴影提取特征；最后使用NDVI和绿地提取特征分别对阴影区内外绿地进行提取。利用资源三号卫星遥感影像，在南京、武汉、乌鲁木齐、沈阳等10个城市进行实验，对提出方法进行精度评价。

2 研究区及数据源

2.1 研究区概况

本文以南京、武汉、沈阳、乌鲁木齐、哈尔滨、济南、漠河、兰州、拉萨、深圳等10个城市作为研究区域。中国水热条件的时空差异明显，气候类型复杂多样，形成了寒温带针叶林区、暖温带落叶阔叶林区、亚热带常绿阔叶林区等8个植被区。在8个植被区内选取10个典型城市，其中暖温带落叶阔叶林区、亚热带常绿阔叶林区域各选取两个城市，其他植被区各选取1个城市。10个实验城市涵盖所有植被分区，可充分验证方法的有效性。

2.2 遥感数据及预处理

本研究以国产资源三号卫星 (ZY-3) 多光谱影像作为数据源。ZY-3数据幅宽为52 km，包含2.1 m分辨率的全色影像和5.8 m分辨率的多光谱影像，多光谱影像涵盖可见光和近红外共4个波段。资源三号遥感影像具有高定位精度和丰富的影像信息量，能够精准地还原城市内部地物形态。目前资源三号02和03双星组网运行，重访周期为3 d，可对城市绿地开展高频次、精细化监测。

研究选取13景质量较好且基本覆盖10个研究区城区范围的影像数据 (表1)，影像采集时间为2021年—2023年之间，且影像多为植被生长期拍摄。对全色影像与多光谱影像进行影像融合，得到2 m分辨率的ZY-3多光谱影像，并按城区范围

裁剪遥感影像。

表1 影像获取时间

Table 1 Acquisition time of images

城市	获取时间	卫星名称
南京	2023-04-17	ZY-3 03a
	2023-04-17	ZY-3 03a
武汉	2023-04-26	ZY-3 03a
沈阳	2023-04-26	ZY-3 02a
乌鲁木齐	2023-05-18	ZY-3 02a
哈尔滨	2023-09-16	ZY-3 02a
济南	2023-09-06	ZY-3 03a
兰州	2023-09-02	ZY-3 02a
拉萨	2022-05-01	ZY-3 02a
漠河	2022-09-01	ZY-3 02a
	2022-01-08	ZY-3 02a
深圳	2021-12-01	ZY-3 03a
	2021-12-01	ZY-3 03a

3 研究方法

提出方法的技术路线如图1所示，分为4个部分：(1) 针对水体与绿地易混淆的问题，在归一化植被指数基础上，提出抗低亮度像元干扰的绿地提取特征；(2) 结合SAM视觉大模型，在HSI (Hue-Saturation-Intensity) 色彩空间内提出对象级阴影提取特征；(3) 在非阴影区和阴影区分别采用不同特征对绿地进行提取，构建城市绿地提取方法；(4) 对本文构建的提取方法进行精度评价。

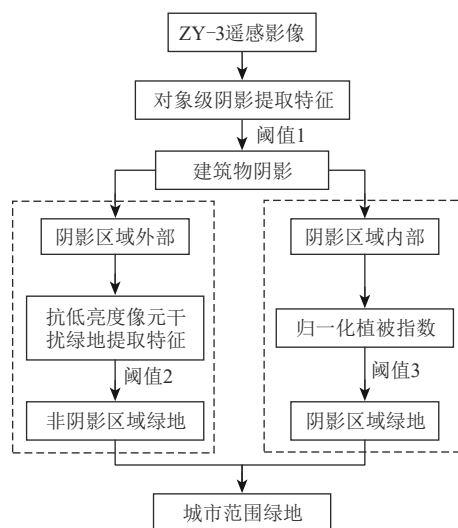


图1 城市绿地提取流程

Fig. 1 Extraction process of urban green space

3.1 抗低亮度像元干扰的绿地提取特征

根据植被光谱特征, 将影像的可见光波段和近红外波段进行组合计算, 已形成了多种植被指数。植被指数是对地表植被生长状况、覆盖度等信息分析的重要参数。目前使用最广泛的植被指数是归一化植被指数 NDVI, 计算公式为

$$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)} \quad (1)$$

式中, NIR 为近红外波段的 DN (Digital Number) 值, R 为红波段的 DN 值。

图2为资源三号卫星试验区内绿地和水体的 DN 值。由图2可知, 绿地在近红外波段的 DN 值较高、在红波段的 DN 值较低, 根据式(1)计算的 NDVI 值较大。由于城市水体深度较浅, 水体的 DN 值易受到水体底面的影响。同时, 水体中存在大量有机物也会对 DN 值造成干扰。因而, 城市范围内水体等低亮度像元广泛存在。对于部分较暗的水体(图2), 近红外波段与红波段 DN 值都偏低, 且近红外波段 DN 值略高于红波段。对于这类水体, 近红外波段与红波段 DN 值之和作为式(1)分母偏低, 两个波段的 DN 值之差作为式(1)分子偏高, 导致这类较暗水体 NDVI 值偏高、易与绿地混淆。

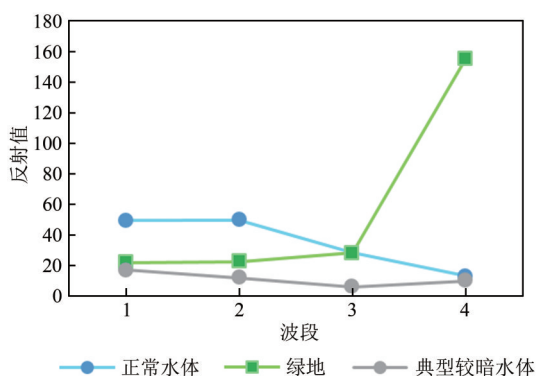


图2 典型水体与绿地波谱特征

Fig. 2 Spectral characteristics of typical water and green space

为了提升植被与水体的区分度, 根据绿地和水体的光谱特征, 在 NDVI 的基础上, 加大分子与分母的比值, 提出抗低亮度像元干扰的绿地提取特征 F_c :

$$F_c = \frac{(NIR - R)(NIR - R)}{(NIR + R)} \quad (2)$$

式中, NIR 为近红外波段的 DN 值, R 为红波段的

DN 值。式(2)在 NDVI 的基础上, 所得到的结果扩大了绿地与水体间的差异, 同时也不会影响绿地的提取。

3.2 HSI 颜色空间下的阴影提取特征

首先使用 SAM 模型对影像进行分割, 再将影像转换至 HSI 颜色空间下计算阴影提取特征, 将阴影提取特征进行分区统计生成对象级阴影提取特征。图3为对象级阴影提取特征流程图。

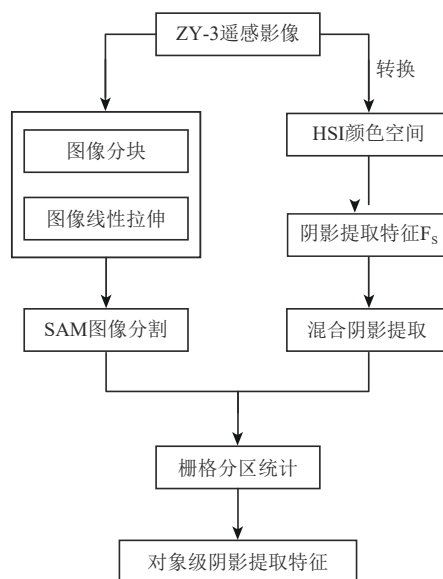


图3 建筑物阴影提取流程图

Fig. 3 Extraction process of building shadow

3.2.1 SAM 图像分割

SAM 是一种可提示的分割模型, 能够在不需要额外训练的情况下对不熟悉的图像进行零样本泛化, 从而分割图像中的对象。阴影是光线被完全或部分遮挡的区域, 阴影内部亮度相对均一。同时, 阴影与其周围像素的亮度差异显著, 阴影具有明显的边界。由于阴影结构简单且边缘特征显著, 可使用 SAM 进行有效分割。

SAM 模型的分割效果受到图像尺寸、亮度的值影响。将研究区影像按 256×256 像素窗口滑动裁剪, 相邻两个窗口之间设置 20% 的重叠。原始遥感影像整体偏暗, 将裁剪后的影像进行百分比线性拉伸, 拉伸后影像亮度显著增强, 增加阴影区域的可区分度。拉伸后使用 SAM 分割遥感影像的效果优于拉伸前(图4)。

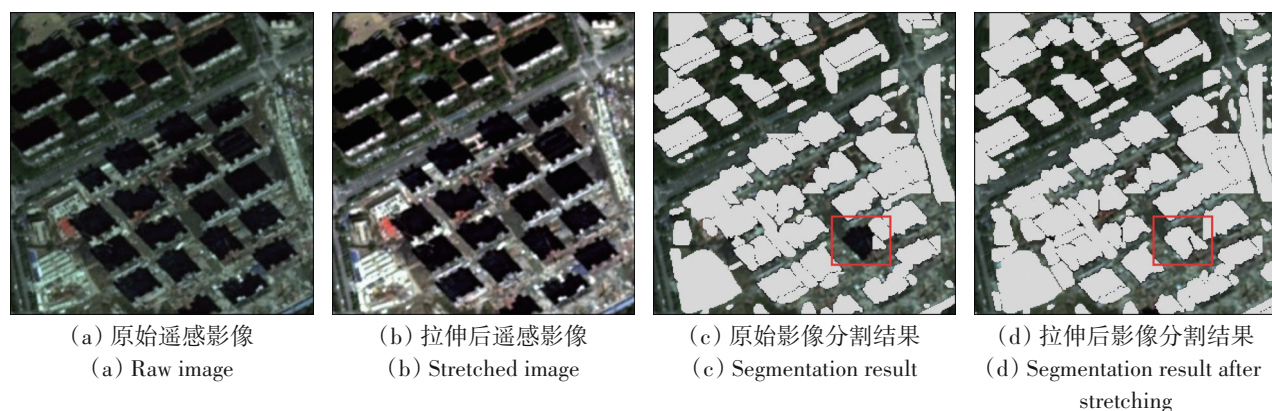


图4 拉伸前后分割结果对比

Fig. 4 Comparison of extraction results before and after stretching

3.2.2 对象级阴影提取特征

HSI 颜色模型是最接近人类对于颜色认知的一种颜色模型，视觉直观性高于 RGB (Red-Green-Blue) 颜色模型。HSI 包括色调 (Hue)，饱和度 (Saturation) 和亮度 (Intensity) 3 个分量，分量间相互独立。将 RGB 颜色模型转为 HSI 颜色模型的公式为

$$H = \begin{cases} \theta, & B \leq G \\ 360^\circ - \theta, & B > G \end{cases} \quad (3)$$

$$S = 1 - \frac{3}{R + G + B} \min \{R, G, B\} \quad (4)$$

$$I = \frac{R + G + B}{3} \quad (5)$$

式中，

$$\theta = \arccos \left(\frac{(R - G) + (R - B)}{2 \sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right) \quad (6)$$

式中， H 为色调， S 为饱和度， I 为亮度， R 为红波段 DN 值， G 为绿波段 DN 值， B 为蓝波段 DN 值。

如图 5(a) 所示的 HSI 颜色空间中，阴影区域具有色调较高、饱和度较高、亮度较低的特性 (Tsai, 2006)。据此提出一种 HSI 颜色空间阴影提取特征 F_s ：

$$F_s = \frac{H + S}{I} \quad (7)$$

式中， H 为色调， S 为饱和度， I 为亮度。图 5(b) 为阴影提取特征 F_s 计算结果。以 SAM 模型分割对象作为统计单元，分区统计特征 F_s 的平均值，得到对象级阴影提取特征 (图 5(c) 所示)。

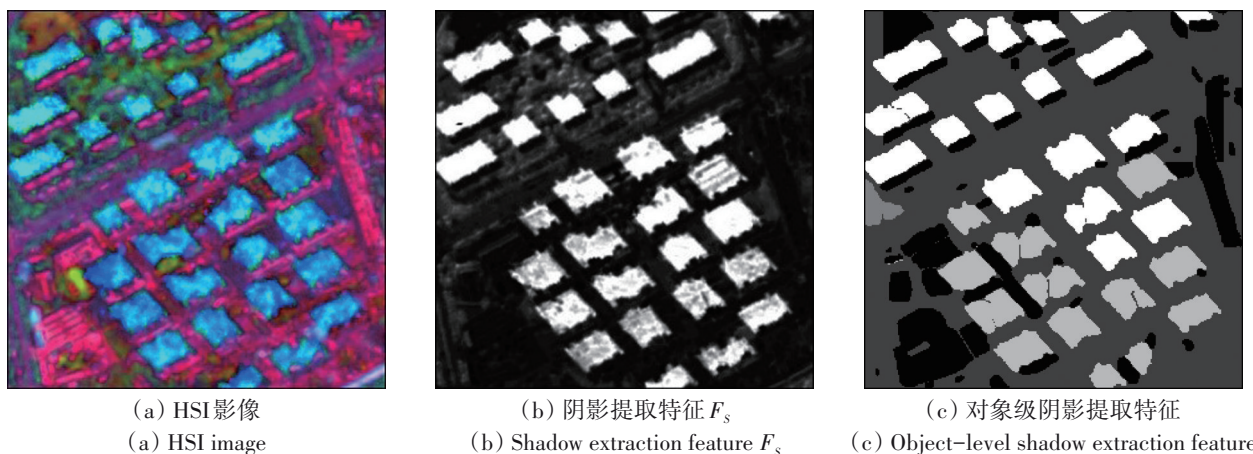


图5 阴影提取特征示意图

Fig. 5 Schematic of shadow extraction feature

3.3 城市绿地提取流程

城市绿地提取的完整流程是: 提取建筑物阴影, 然后分别提取阴影外部和内部绿地, 合并两部分提取结果。对于不同时间和地点的影像, 所计算的数值均有所差异, 采用人机交互解译确定各景影像的绿地提取阈值。

3.3.1 阴影对象提取

抽取影像的红、绿、蓝波段, 采用SAM大模型对遥感影像按3.2.1节方法进行自动分割, 生成边界清晰的对象, 并在HSI颜色空间中计算对象级阴影提取特征。采用人机交互解译的方式, 确定对象级阴影提取特征的分割阈值, 大于阈值的对象为阴影区域, 小于阈值的对象为非阴影区域。

图6(a)为像素级阴影提取特征 F_s 的阈值分割结果, 图中阴影区域能够被粗略地提取, 但是由于光照等外部环境影响, 阴影内部以及边缘部分区域存在漏提的情况。图6(b)为对象级阴影提取特征的提取结果, 图中能够精确区分阴影区域与非阴影区域。



(a) 像素级
(a) Pixel-level
(b) 对象级
(b) Object-level

图6 阴影区域提取结果

Fig. 6 Extraction results of shadow areas

3.3.2 阴影外部绿地提取

蓝顶房屋蓝光波段DN值高于其他地物。将蓝波段DN值大于70的区域设置为掩膜, 不纳入绿地提取过程中, 消除蓝顶房屋与绿地的混淆。

计算阴影外部的抗低亮度像元干扰特征 F_c , 由式(8)将计算结果拉伸到0—255的区间内。

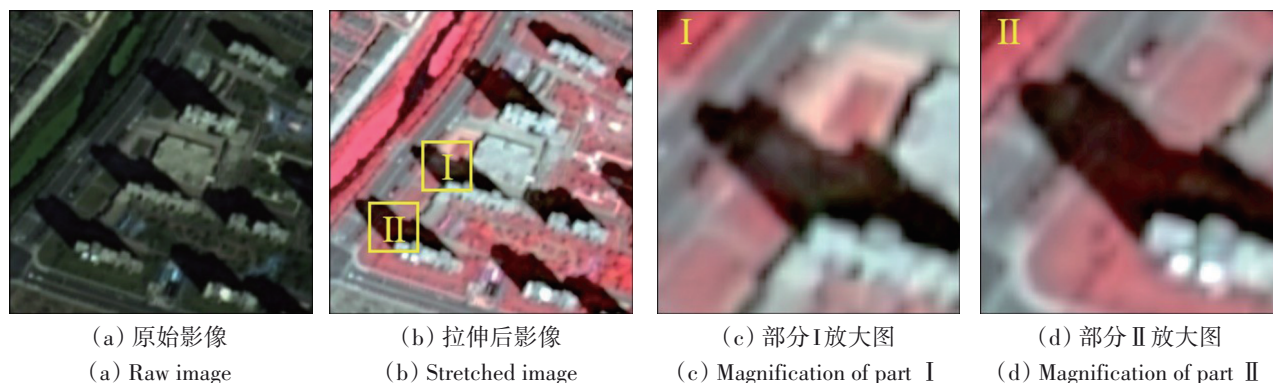
$$g' = \frac{g - g_{\min}}{g_{\max} - g_{\min}} \times 255 \quad (8)$$

式中, g' 为拉伸后的数值, g 为特征值, $g_{\min}$ 为特征最小值, $g_{\max}$ 为特征最大值。采用人机交互解译选取合适阈值, 进行阴影外部绿地提取。

3.3.3 阴影内部绿地提取

与非阴影区域相比, 阴影区域内灰度值会明显减小, 但阴影区域内的地物信息仍然非常丰富。图7(a)是原始影像, 阴影区域在视觉上并没有明显特征, 图7(b)是标准假彩色影像, 进行了百分比拉伸和Gamma拉伸。对阴影区进行拉伸后, 绿地与非绿地区域具有明显的界限, 使得提取阴影区绿地成为可能。

对典型非阴影区域绿地、阴影区域绿地、非绿地区域, 计算NDVI以及特征 F_c 并进行拉伸, 如图8所示。非阴影区域绿地的NDVI值远高于阴影区绿地, 同时阴影区内部绿地与非绿的NDVI值有着明显的界限, 但是 F_c 特征值在阴影区内不能有效区分绿地与非绿地区域。因此, 在阴影区域内部使用NDVI提取绿地。对NDVI计算结果按式(8)进行拉伸, 对拉伸后数值选取合适的阈值提取阴影区内部绿地。



(a) 原始影像
(a) Raw image
(b) 拉伸后影像
(b) Stretched image
(c) 部分I放大图
(c) Magnification of part I
(d) 部分II放大图
(d) Magnification of part II

图7 阴影区域遥感影像

Fig. 7 Remote sensing image of shadow areas

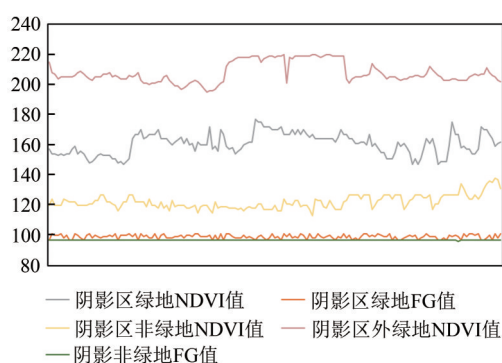


图8 阴影区内两种特征均值
Fig. 8 Average value of two features inside and outside shadow areas

3.4 精度评价

计算精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 值、交并比 IoU (Intersection of Union) 来评估绿地提取精度。具体公式如下:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (9)$$

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (10)$$

$$\text{F1} = 2 \times \frac{\text{Recall} \times \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (11)$$

$$\text{IoU} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (12)$$

式中, TP 表示正确提取为绿地的像素数; TN 表示正确判别为背景的像素数; FP 表示误提取为绿地的像素数; FN 表示漏提取绿地的像素数。

4 实验结果及分析

4.1 提取结果

为评价提出方法的提取精度, 在漠河选取 10 个、在其他城市各随机选取 40 个 256×256 像素的区域作为评价区域, 共计选取 370 个样本 (图9)。对评价区域的城市绿地进行目视解译并复核, 将目视解译结果作为绿地真值。

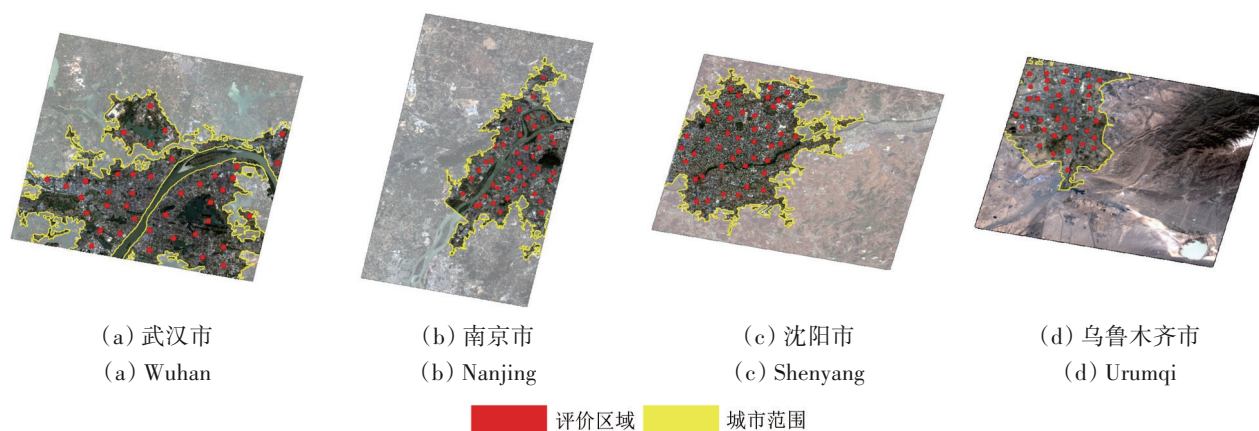


图9 验证样本分布
Fig. 9 Distribution of validation samples

对选取的 370 个样本进行绿地提取精度评价, 结果如表 2 所示。在评价区域内, 提出方法的整体提取精确率、召回率、F1 值和交并比分别为 93.28%、92.60%、92.91% 和 86.76%。10 个城市绿地提取的精确率、召回率、F1 值均高于 90%, 交并比均高于 80%, 总体识别精度较好。同时, 不同城市的提取精度表现出差异, 高纬度城市哈尔滨和沈阳以及高海拔城市拉萨植被较为稀疏, 绿地与背景地物在提取特征空间内的差异相对较小, 提取精度低于植被茂密城市。

漠河城市面积小且城市环境简单, 提取结果更为准确。

包含阴影内部绿地和不包含阴影内部绿地的提取精度比较见表 2。由于漠河、拉萨建筑高度低且阴影区域较少, 阴影对提取精度的影响较为有限, 其他城市阴影内部绿地对提取精度的影响较大。对比不提取阴影内部绿地的情况, 提取阴影内部绿地的 F1 值总体提升 2.06%, 交并比总体提升 3.02%, 表明提取阴影内部绿地对于整体精度有重要影响。

表2 10个城市的整体提取精度

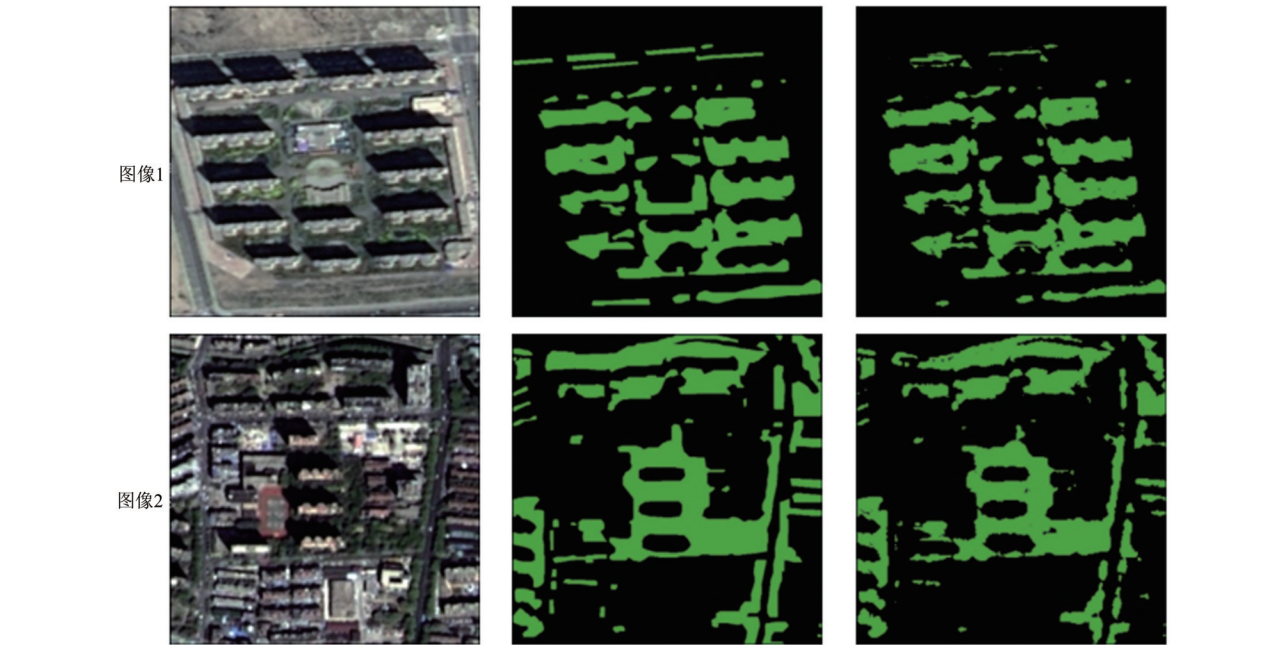
Table 2 Overall extraction accuracy of ten cities

城市	含阴影区域绿地				不含阴影区域绿地			
	精确率	召回率	F1 值	IoU	精确率	召回率	F1 值	IoU
南京	96.49	92.03	94.21	89.05	97.38	87.36	92.10	85.36
武汉	94.68	92.43	93.54	87.87	95.51	90.36	92.86	86.67
沈阳	89.42	93.38	91.36	84.09	91.72	90.05	90.88	83.28
乌鲁木齐	92.40	95.73	94.04	88.74	96.56	84.03	89.86	81.59
哈尔滨	92.98	90.20	91.57	84.45	96.01	83.12	89.10	80.35
济南	94.47	92.61	93.54	88.09	95.53	82.75	88.68	80.49
漠河	96.83	94.15	95.47	89.03	96.26	93.29	94.75	88.76
兰州	93.85	92.27	93.05	87.69	91.62	87.25	89.39	85.43
拉萨	88.08	92.81	90.39	82.47	87.84	90.81	89.30	81.27
深圳	93.62	90.38	91.97	86.12	94.54	88.74	91.54	84.16
整体	93.28	92.60	92.91	86.76	94.30	87.78	90.85	83.74

图10为评价区域的典型遥感影像、目视解译结果以及绿地提取结果,评价区域内包括建筑物阴影区域、含有水体的公园和城区建筑物密集区域。图10中图像1和图像2包含建筑物阴影区域,使用本文方法能够有效提取图像1和图像2阴影区域内部绿地。图像3为公园水体区域,其中包含大区域、连接成片的绿地,本文方法对于该类绿地表现出较好提取结果,且能够准确区分水体与绿地,近岸水体未见误判为绿地。图像4为城区建筑

物密集区域,绿地主要分布在建筑物之间,本文方法对于建筑物间的绿地也具备良好提取效果,遗漏绿地较少。

综合绿地提取结果图和精度评价指标,本文提出方法能够有效提取城市绿地,提取结果与真值之间的视觉差异较小,对于各种城市复杂环境均有良好的适用性。但是,提取结果边缘与真实值相比不够平滑,提取结果中存在过小的绿地斑块。



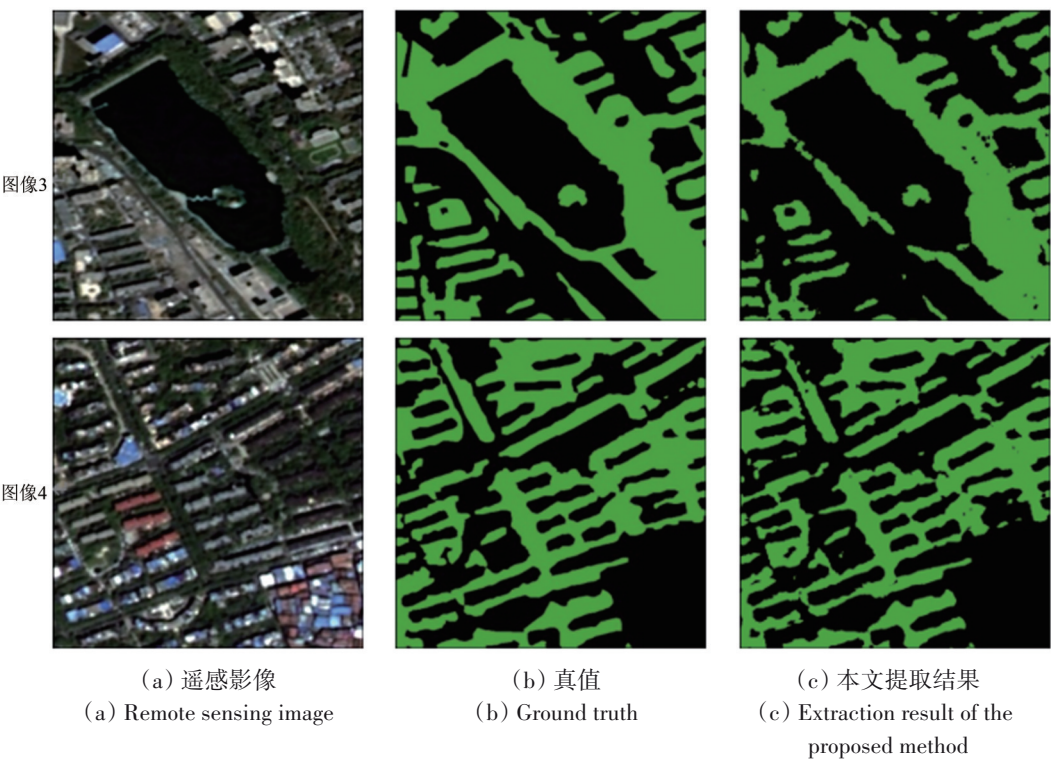


图10 本文方法的典型提取结果

Fig. 10 Typical extraction results of the proposed method

4.2 特征有效性分析

为了发现对NDVI的改进是否产生副作用，检验特征 F_c 在复杂城市环境的有效性，选取57个不含有水体的常见城市区域作为评价区域1，选取56个含有水体的复杂城市区域作为评价区域2，开展RVI、NDVI、DVI和特征 F_c 提取结果精度对比。

表3列出了两类评价区域平均的精确度、召回率、F1值及交并比。在不含水体的评价区域1，特征 F_c 的F1值相比NDVI提升0.35%，交并比提升0.63%，NDVI和本文提出特征 F_c 的提取精度大抵相当，表明提出特征 F_c 保留了NDVI在常见城市环境中的绿地提取性能。同时，特征 F_c 的提取精度优于RVI和DVI。

表3 植被指数在两类评价区域的提取精度

Table 3 Extraction accuracy of vegetation index in two types of evaluation areas

特征	评价区域1		评价区域2		总体	
	F1值	IoU	F1值	IoU	F1值	IoU
NDVI	95.06	90.59	84.33	72.90	90.79	83.13
RVI	94.29	89.20	83.67	71.92	89.96	81.76
DVI	93.53	87.84	84.40	73.01	89.91	81.67
F_c	95.41	91.22	90.11	82.01	93.37	87.56

在含有水体的评价区域2，本文提出特征 F_c 的F1值和交并比均优于NDVI、RVI和DVI。对于NDVI提取结果，特征 F_c 提取结果的F1值提升5.78%，IoU提升9.11%。在图11包含水体的典型区域内（图像3与图像4），RVI和NDVI提取结果出现了水体与植被混淆的现象，DVI和特征 F_c

的提取结果未见明显的混淆现象。综合评价区域1和评价区域2的结果，NDVI在没有水体的常见城市场景中具有较高提取精度，DVI在有水体的情况下有较高提取精度，提出的特征 F_c 则对于常见城市环境及复杂城市环境均有良好的适用性。

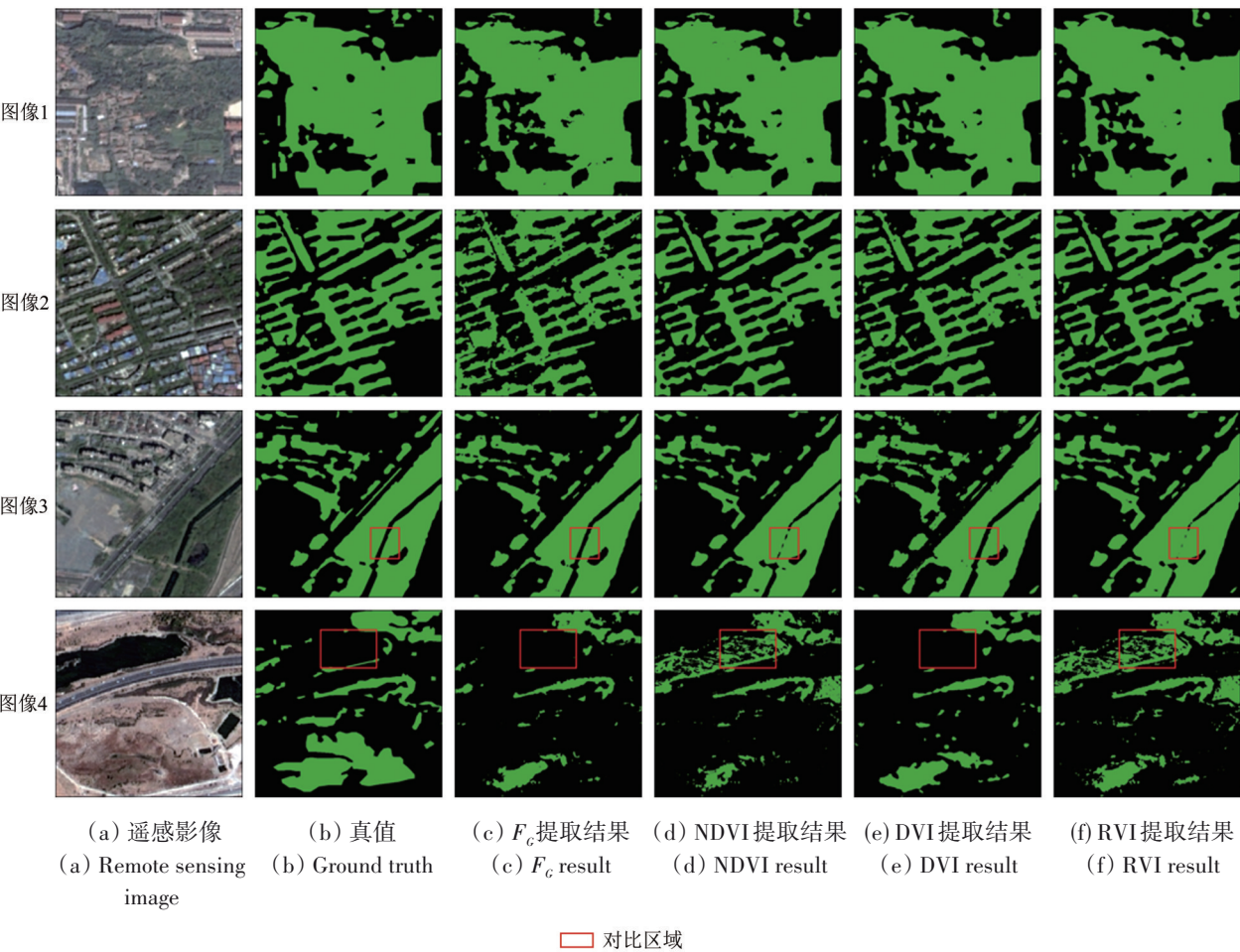


图 11 植被指数的提取结果
Fig. 11 Extraction results of vegetation index

4.3 与深度学习方法的对比

将本文方法与典型深度学习语义分割网络进行对比，使用的语义分割网络包括 Deeplab V3+ (Chen 等, 2018)、Segformer (Xie 等, 2021)、以 InternImage (Wang 等, 2023) 为骨干网络的 UPerNet (Xiao 等, 2018b)，3 个语义分割网络的主要结构参数列于表 4 中。将 10 个城市的遥感影像进行真彩色合成，再划分为 3330 个大小为 128 像素、重叠度为 64 像素的训练样本，随机选取 90% 的样本用于训练，其他 10% 用于测试精度。采用随机梯度下降法进行训练，总计训练 16000 次，初始学习率设为 0.01，学习率调整策略为多项式衰减。

表 4 语义分割网络结构

Table 4 Structures of Semantic segmentation network		
语义分割模型	输入尺寸	骨干网络
Deeplab V3+	512×512	ResNet50
Segformer	512×512	MixTransformer-B0
Upernet	512×512	InternImage-S

本文方法和 3 种深度学习方法的提取精度指标列于表 5。对比 3 种深度学习方法，本文提取结果的精确率、召回率和 F1 值均为最优。相较 UPerNet 的提取结果，整体上提取精确率提升 1.49%，召回率提升 2.93%，F1 值提升 2.25%。利用深度学习方法进行提取需要预先准备训练样本，由于绿地的破碎程度各异，每个绿地样本的人工作业时间在 5—15 min 之间，整个训练样本的搜集过程耗时约 60 h。本文方法在设定阈值时需人工干预，每幅影像阈值设定平均花费 10 min，处理 13 幅影像则总共花费约 2 h。与深度学习方法相比，本文方法取得的提取精度与当前最佳语义分割模型相当，且本文方法人工投入时间更少。

本文提取方法与 3 种深度学习方法的局部提取结果如图 12 所示。道路交叉口处的绿地具有直角的形状，本文提出方法能够更好地提取具有复杂形状的绿地（图像 1）。城市中存在狭长道路两侧种植树木的场景，深度学习方法易将狭长道路划分为绿地（图像 2 与图像 3），而本文方法则能够

正确地划分道路与道路两侧植被。同时，本文方法能够更好地区分小块不透水层与绿地（图像4），进而准确地刻画绿地的联通性。综合图12中的提取结果，本文方法在提取细节上具有一定优势。

4.4 与现有数据集的对比

将本文提取结果与全国31个城市1 m分辨率绿地数据集UGS-1m（Shi等，2023）进行精度对比。UGS-1m数据集未涵盖漠河、深圳两市，所以

从370个样本中剔除两市的样本后进行精度比较。

表5 深度学习方法提取精度

Table 5 Extraction accuracy of deep learning

1%

方法	精确率	召回率	F1	IoU
本文方法	93.38	89.38	91.34	79.26
Deeplab	88.89	80.01	84.40	69.39
Segformer	91.72	86.70	89.15	74.61
UPerNet	91.89	86.45	89.09	75.26

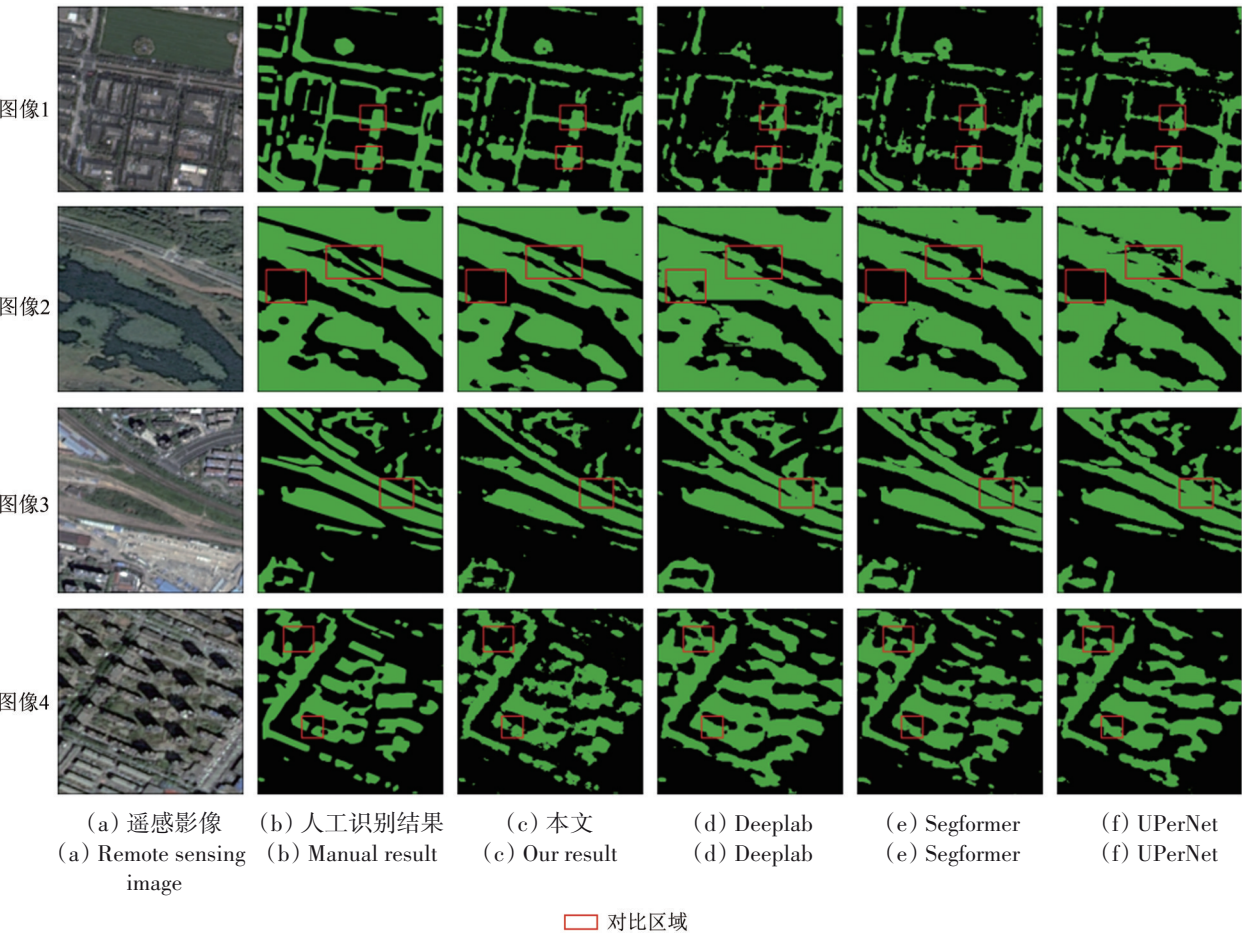


图12 深度学习方法局部提取结果
Fig. 12 Local extraction results of deep learning

本文提取结果与UGS-1m数据集的精度评价结果见表6。在8个城市内，本文提取结果在F1值和交并比两个指标上均优于UGS-1m。图13为本文方法、UGS-1m数据集的局部提取结果。在图像1中，本文方法提取结果以及UGS-1m数据集包含了建筑物阴影区内的绿地。在图像1右上角，UGS-1m数据集存在建筑物与绿地误分的情况，而本文方法则较好地地区分绿地与建筑物。在图像2中，UGS-1m数据集都不包含阴影区域绿地，本文方法则可以较为完整地提取绿地，表明了本文方法提

取阴影区绿地的稳定性。图像3为蓝顶建筑区域，本文方法以及UGS-1m数据未出现蓝顶建筑与绿地混淆的情况。在图像4公园水体部分，UGS-1m数据集将水体错误提取为绿地，但在图像5河流水体区域准确地区分水体与绿地。在包含水体的图像4和5中，本文方法未出现水体、绿地混淆的现象，且绿地提取边界清晰。从总体提取精度和局部提取效果来看，本文方法优于现有的绿地数据集，表明了利用本文方法生产绿地数据集、开展业务化绿地遥感监测的潜力。

表6 与 UGS-1 m 数据集的精度比较

Table 6 Precision comparison with the dataset UGS-1m

城市	本文方法				UGS-1m				/%
	精确率	召回率	F1 值	IoU	精确率	召回率	F1 值	IoU	
南京	96.49	92.03	94.21	89.05	77.52	57.07	65.74	48.97	
武汉	94.68	92.43	93.54	87.87	84.82	62.36	71.88	56.10	
沈阳	89.42	93.38	91.36	84.09	73.16	82.90	77.73	63.57	
乌鲁木齐	92.40	95.73	94.04	88.74	83.03	78.78	80.85	67.86	
哈尔滨	92.98	90.20	91.57	84.45	77.78	66.33	71.60	55.76	
济南	94.47	92.61	93.54	88.09	79.49	66.03	72.14	56.42	
兰州	93.85	92.27	93.05	87.69	85.21	63.26	72.61	57.00	
拉萨	88.08	92.81	90.39	82.47	60.41	59.89	60.14	46.01	
整体	93.03	92.38	92.76	86.42	77.80	68.02	72.58	56.96	

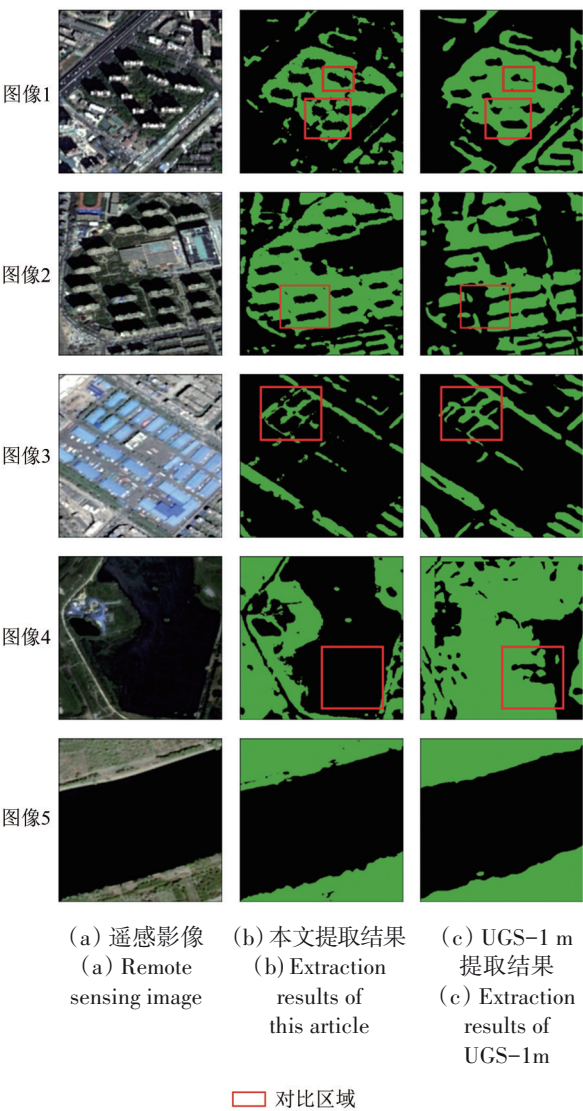


图 13 与 UGS-1 m 的局部提取结果对比

Fig. 13 Comparison with local extraction results of UGS-1 m

4.5 特征敏感性分析

进一步分析提出抗低亮度像元干扰的绿地特

征 F_c 、对象级阴影提取特征以及阴影区域内 NDVI 的敏感性，将特征线性缩放到 0—255 区间内，分析偏离特征最佳阈值时 F1 值和交并比的变化情况。

图 14(a)为 F1 值与特征 F_c 分割阈值之间的对应关系，图中横坐标 0 代表各个城市所在影像的最佳分割阈值 T 。当阈值小于最佳分割阈值时，F1 值随着分割阈值的增加，数值变化较快。与最佳阈值 T 的提取结果相比，将分割阈值设置为 $T-8$ 和 $T-4$ ，10 个城市的 F1 值平均分别下降了 8.39% 和 2.04%。当阈值大于最佳阈值时，各城市 F1 值较为稳定，呈缓慢下降趋势。将最佳将分割阈值设置为 $T+8$ ，10 个城市 F1 值较最优阈值情况下平均下降 1.63%。从 F1 值与分割阈值之间的对应关系来看，可将阈值取得大一些以保证提取精度。

图 14(a)也包含了交并比与特征 F_c 分割阈值之间的对应关系。与最佳阈值 T 的提取结果相比，将分割阈值设置为 $T-8$ 和 $T-4$ ，10 个城市的 IoU 平均分别下降了 9.62% 和 2.54%，最佳将分割阈值设置为 $T+8$ 和 $T+4$ ，交并比平均分别下降了 6.31% 和 2.79%。交并比数值在小于最佳分割阈值一侧的上升速度略快与大于最佳阈值一侧的下降速度。在实际的城市绿地提取中，较难准确地取到特征 F_c 的最佳阈值。在大于最佳阈值 4 和小于最佳阈值 4 的区间内，精度下降两个百分点，可保证绿地提取精度。

对于对象级阴影提取特征，取不同阈值的 F1 值和交并比的上升下降趋势较为一致（图 14(b)）。在没有到达最佳阈值前，F1 值和交并比都缓慢增长。到达最佳阈值后，F1 和交并比的变化更为缓慢。当正向偏移最佳阈值 8 时，则 F1 值和交并比

都显著地下降。根据F1值和交并比的变化曲线,可将阈值取得大一些,直至观察到准确率大幅下降再减小阈值。

对于提取阴影内部绿地的特征NDVI,提取阈值与F1值和交并比的关系见图14(c)。在小于最佳阈值的一侧,F1值和交并比都同时上升。在大

于最佳阈值的一侧,F1值和交并比同时下降,且交并比下降的速度更快。在偏离最佳阈值 ± 4 的区间以内,F1值和交并比变化小于2%。可将阴影内部NDVI的阈值取得大一些,保证阴影内部绿地的提取精度。

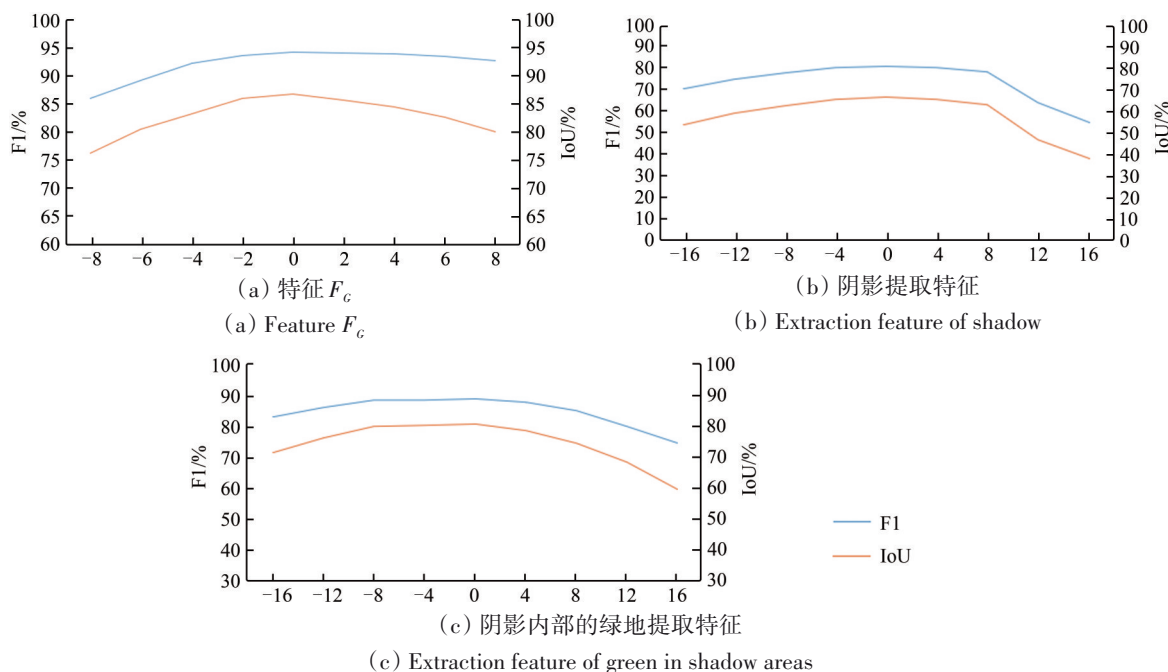


图14 特征阈值与精度的关系

Fig. 14 Relationship between features threshold and accuracy

5 结 论

利用NDVI开展资源三号遥感影像城市绿地提取时,水体、蓝顶建筑、建筑物阴影等城市背景地物易对绿地提取造成干扰。为此,分析城市环境下绿地、水体、阴影、蓝顶建筑等地物的光谱特征,提出一种复杂城市环境下的资源三号遥感影像绿地提取方法。首先分析NDVI特征空间下植被与水体的光谱相似性,提出抗低亮度像元干扰的绿地提取特征;然后结合SAM视觉大模型,在HSI色彩空间内发展对象级阴影提取特征;最后在阴影内外部计算不同绿地提取特征并进行阈值分割,解决了阴影内外部绿地光谱差异大导致单一阈值无法适用的问题。选取南京、武汉、乌鲁木齐、沈阳等10个城市开展实验,本文方法对城市绿地整体提取精确率为93.28%,召回率为92.60%,F1值为92.91%,IoU值为86.76%。提出的抗低亮度像元干扰的绿地提取特征性能优于

RVI、NDVI、DVI,本文方法的整体提取精度均优于Deeplab V3+、Segformer、UPerNet和USG-1m城市绿地数据。从绿地局部提取结果来看,城市内部的蓝顶建筑以及水体能够有效与绿地区分,阴影内部的绿地也能够进行准确提取。

提出方法充分考虑了绿地、水体、蓝顶建筑等多类地物在资源三号遥感影像上的光谱特征,实现了复杂城市环境下的绿地高精度提取,兼具高精度和实现便捷的特点,对于资源三号卫星ZY302a和ZY303a开展城市绿地遥感监测产品生产和业务化遥感监测具有应用价值。提出的绿地提取特征依赖于特定传感器,而阴影提取特征和分别提取阴影内外部绿地的策略对于其他国产高分遥感卫星也适用。由于国产高分遥感卫星种类多样,系统地比较各类传感器的异同,设计一种更为通用的绿地提取特征是下一步需要进行的工作。本文还存在一些不足:对于城市中细小绿地斑块提取还不够精确,细小绿地的提取结果含有“椒

盐噪声”,也存在漏提的情况。因此,下一步工作将研究对于城市中细小绿地提取精度不足的问题,进一步提高该方法提取城市绿地的精度。同时,米级城市绿地数据产品覆盖城市有限、有精度提升空间,构建基于国产卫星遥感影像的高精度城市绿地数据集是当前重要的研究方向,以满足日益增长的城市规划和管理需求。

志 谢 感谢自然资源部国土卫星中心张伟高级工程师在数据处理方面给与的支持。

参考文献(References)

- Ardila J P, Bijker W, Tolpekin V A and Stein A. 2012. Context-sensitive extraction of tree crown objects in urban areas using VHR satellite images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 15: 57-69 [DOI: 10.1016/j.jag.2011.06.005]
- Chen L C, Zhu Y, Papandreou G, Schroff F and Adam H. 2018. Encoder-Decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation. *arXiv preprint arXiv: 1802.02611* [DOI: 10.48550/arXiv.1802.02611]
- Chen R X and Wang C F. 2013. Review on greenland recognition from urban high-resolution satellite imagery. *Remote Sensing Information*, 28(3): 119-125 (陈仁喜, 王成芳. 2013. 城市高分辨率影像绿地植被识别研究进展. *遥感信息*, 28(3): 119-125) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2013.03.021]
- Chen T, Li P X, and Zhang L P. 2008. Dynamic analysis of vegetation fraction change in Wuhan region from 1988 to 2002. *Remote Sensing Technology and Applications*, 23(5): 511-516 (陈涛, 李平湘, 张良培. 2008. 武汉地区1988~2002年植被覆盖度变化动态分析. *遥感技术与应用*, 23(5): 511-516) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2008.5.511]
- Cheng Y, Wang W, Ren Z P, Zhao Y F, Liao Y L, Ge Y, Wang J, He J X, Gu Y K, Wang Y X, Zhang W J and Zhang C. 2023. Multi-scale Feature Fusion and Transformer Network for urban green space segmentation from high-resolution remote sensing images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 124: 103514 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103514]
- Fang Y, Wang X L, Feng Z K, Wang H P, Nie M L and Wang B. 2010. One method for model calculation of Quickbird image extraction of urban green space information. *Forest Inventory and Planning*, 35(4): 19-23, 28 (房媛, 王秀兰, 冯仲科, 王海平, 聂敏莉, 汪波. 2010. 一种基于Quickbird影像提取城市绿地信息的模型算法. *林业调查规划*, 35(4): 19-23, 28) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-3168.2010.04.005]
- Huete A R. 1988. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 25(3): 295-309 [DOI: 10.1016/0034-4257(88)90106-X]
- Kirillov A, Mintun E, Ravi N, Mao H Z, Rolland C, Gustafson L, Xiao T T, Whitehead S, Berg A C, Lo W Y, Dollár P and Girshick R. 2023. Segment anything. *arXiv preprint arXiv: 2304.02643* [DOI: 10.48550/arXiv.2304.02643]
- Kwon O H, Hong I, Yang J, Wohn D Y, Jung W S and Cha M. 2021. Urban green space and happiness in developed countries. *EPJ Data Science*, 10(1): 28 [DOI: 10.1140/epjds/s13688-021-00278-7]
- Labib S M and Harris A. 2018. The potentials of Sentinel-2 and Landsat-8 data in green infrastructure extraction, using object based image analysis (OBIA) method. *European Journal of Remote Sensing*, 51(1): 231-240 [DOI: 10.1080/22797254.2017.1419441]
- Li D, Ke Y H, Gong H L and Li X J. 2015. Object-based urban tree species classification using bi-temporal WorldView-2 and WorldView-3 images. *Remote Sensing*, 7(12): 16917-16937 [DOI: 10.3390/rs71215861]
- Li X X and Shao G F. 2013. Object-based urban vegetation mapping with high-resolution aerial photography as a single data source. *International Journal of Remote Sensing*, 34(3): 771-789 [DOI: 10.1080/01431161.2012.714508]
- Lin N, Quan H L, He J, Li S T, Xiao M C, Wang B, Chen T, Dai X A, Pan J P and Li N J. 2023. Urban vegetation extraction from high-resolution remote sensing imagery on SD-UNet and vegetation spectral features. *Remote Sensing*, 15(18): 4488 [DOI: 10.3390/rs15184488]
- Liu H Q and Huete A. 1995. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2): 457-465 [DOI: 10.1109/TGRS.1995.8746027]
- Men G Q, He G J and Wang G Z. 2021. Concatenated residual attention UNet for semantic segmentation of urban green space. *Forests*, 12(11): 1441 [DOI: 10.3390/f12111441]
- Mwanzu A, Nguyu W, Nato J and Mwangi J. 2023. Promoting sustainable environments through urban green spaces: insights from Kenya. *Sustainability*, 15(15): 11873 [DOI: 10.3390/su151511873]
- Qian Y G, Zhou W Q, Li W F and Han L J. 2015a. Understanding the dynamic of greenspace in the urbanized area of Beijing based on high resolution satellite images. *Urban Forestry and Urban Greening*, 14(1): 39-47 [DOI: 10.1016/j.ufug.2014.11.006]
- Qian Y G, Zhou W Q, Yu W J and Pickett S T A. 2015b. Quantifying spatiotemporal pattern of urban greenspace: new insights from high resolution data. *Landscape Ecology*, 30(7): 1165-1173 [DOI: 10.1007/s10980-015-0195-3]
- Shekhar S and Aryal J. 2019. Role of geospatial technology in understanding urban green space of Kalaburagi city for sustainable planning. *Urban Forestry and Urban Greening*, 46: 126450 [DOI: 10.1016/j.ufug.2019.126450]
- Shi Q, Liu M X, Marinoni A and Liu X P. 2023. UGS-1 m: fine-grained urban green space mapping of 31 major cities in China based on the deep learning framework. *Earth System Science Data*,

- 15(2): 555-577 [DOI: 10.5194/essd-15-555-2023]
- Tsai V J D. 2006. A comparative study on shadow compensation of color aerial images in invariant color models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(6): 1661-1671 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.869980]
- Wang W H, Dai J F, Chen Z, Huang Z H, Li Z Q, Zhu X Z, Hu X W, Lu T, Lu L W, Li H S, Wang X G, Wang X G and Qiao Y. 2023. InternImage: exploring large-scale vision foundation models with deformable convolutions. *arXiv preprint arXiv: 2211.05778* [DOI: 10.48550/arXiv.2211.05778]
- Wang X M, Meng Q Y, Zhao S H, Li J, Zhang L L and Chen X. 2020. Urban green space classification and landscape pattern measurement based on GF-2 image. *Journal of Geo-information Science*, 22(10): 1971-1982 (汪雪森, 孟庆岩, 赵少华, 李娟, 张琳琳, 陈旭. 2020. GF-2 在城市绿地分类及景观格局度量中的应用. *地球信息科学学报*, 22(10): 1971-1982) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.200122]
- Xiao P F, Zhang X L, Zhang H M, Hu R and Feng X Z. 2018a. Multi-scale optimized segmentation of urban green cover in high resolution remote sensing image. *Remote Sensing*, 10(11): 1813 [DOI: 10.3390/rs10111813]
- Xiao T T, Liu Y C, Zhou B L, Jiang Y N and Sun J. 2018b. Unified perceptual parsing for scene understanding//*Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision*. Munich: Springer: 432-448 [DOI: 10.1007/978-3-030-01228-1_26]
- Xie E Z, Wang W H, Yu Z D, Anandkumar A, Alvarez J M and Luo P. 2021. SegFormer: simple and efficient design for semantic segmentation with transformers. *arXiv:2105.15203*
- Xu J H and Su Y. 2010. Study of urban green space surveying based on high resolution images of remote sensing. *Resource Development and Market*, 26(4): 291-293 (徐建辉, 苏娅. 2010. 高分辨率遥感影像在城市绿地信息提取中的应用研究. *资源开发与市场*, 26(4): 291-293) [DOI: 10.3969/j.issn.1005-8141.2010.04.001]
- Xu Z Y, Zhou Y, Wang S X, Wang L T, Li F, Wang S C and Wang Z Q. 2020. A novel intelligent classification method for urban green space based on high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, 12(22): 3845 [DOI: 10.3390/rs12223845]
- Yang B, Zhao M C, Xing Y, Zeng F P and Sun Z Y. 2023. VEDAM: urban vegetation extraction based on deep attention model from high-resolution satellite images. *Electronics*, 12(5): 1215 [DOI: 10.3390/electronics12051215]
- Yang L, Chen W, Bi P S, Tang H Z, Zhang F J and Wang Z. 2022. Improving vegetation segmentation with shadow effects based on double input networks using polarization images. *Computers and Electronics in Agriculture*, 199: 107123 [DOI: 10.1016/j.compag.2022.107123]
- Yao F F, Luo J C, Shen Z F, Dong D and Yang K H. 2016. Automatic urban vegetation extraction method using high resolution imagery. *Journal of Geo-Information Science*, 18(2): 248-254 (姚方方, 骆剑承, 沈占锋, 董迪, 杨珂含. 2016. 高分辨率影像城市植被自动提取算法. *地球信息科学学报*, 18(2): 248-254) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2016.00248]
- Yao J, Wu W B and Kang T J. 2010. Extraction method of urban vegetation information based on TM image. *Science of Surveying and Mapping*, 35(1): 113-115 (姚静, 武文波, 康停军. 2010. 基于 TM 影像的城市绿地信息提取方法研究. *测绘科学*, 35(1): 113-115) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2010.01.066]
- Yu Q, Gong P, Clinton N, Biging G, Kelly M and Schirokauer D. 2006. Object-based detailed vegetation classification with airborne high spatial resolution remote sensing imagery. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 72(7): 799-811 [DOI: 10.14358/PERS.72.7.799]
- Yuan D B, Wang Z L, Li X Y, Wu Z R and Yuan Y. 2023. Extraction of urban green space from remote sensing images based on improved U-Net. *Remote Sensing Information*, 38(1): 33-39 (袁德宝, 王子林, 李雪莹, 吴子若, 袁岳. 2023. 基于改进 U-Net 的遥感影像城镇绿地提取. *遥感信息*, 38(1): 33-39) [DOI: 10.20091/j.cnki.1000-3177.2023.01.005]
- Zhang X Y, Feng X Z and Jiang H. 2010. Object-oriented method for urban vegetation mapping using IKONOS imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 31(1): 177-196 [DOI: 10.1080/01431160902882603]
- Zhou W Q, Troy A and Grove M. 2008. Object-based land cover classification and change analysis in the Baltimore metropolitan area using multitemporal high resolution remote sensing data. *Sensors*, 8(3): 1613-1636 [DOI: 10.3390/s8031613]

Green space extraction method from ZY-3 remote sensing images in complex urban environment

DU Xiaoyu^{1,2}, WANG Guanghui², LU Chen², YAN Zhigang¹, ZHANG Tao²

1.School of Environment and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;

2.Land Satellite Remoting Sensing Application Center, MNR, Beijing 100048, China

Abstract: Urban green space is an important part of the urban ecosystem, providing multiple functions such as ecology, landscape, culture,

and health benefits. Obtaining the spatial distribution of urban green space accurately can offer a scientific basis and support for sustainable urban development. However, using ZY-3 remote sensing images and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) to extract urban green spaces, urban background features such as water, blue-roofed buildings, and shadows may be confused with urban green space. To address this issue, we proposed an extraction method of urban green space for ZY-3 remote sensing images in complex urban environments. This method introduced extraction features of green space that are robust to low-brightness pixels, and designed object-level extraction features of shadow in the Hue-Saturation-Intensity(HSI) color space. Then it applied different features to perform threshold segmentation inside and outside shadow areas, achieving the extraction of urban green space. The accuracy of the proposed method was evaluated using the 10 cities including Nanjing, Wuhan, Urumqi, and Shenyang, as research areas. The results showed that: (1) The overall precision, recall, F1 value, and IoU (Intersection of Union) of the proposed method were 93.28% and 92.60%, 92.91 and 86.76%. (2) The proposed extraction feature of green space robust to low-brightness pixels outperformed RVI, NDVI, and DVI. Compared with related models such as Deeplab V3+, Segformer and UPerNet, the proposed method had better overall performance, and its extraction accuracy was superior to the product Urban Green Space-1 m(UGS-1 m); (3) From the perspective of local extraction details, the proposed method can effectively distinguish green spaces from water and blue-roofed houses, and extract vegetation inside the shadow areas of buildings. The proposed method is of great significance for quickly and efficiently conducting operational remote sensing monitoring of urban green space.

Key words: remote sensing, urban green space, high-resolution remote sensing, ZY-3, Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), shadow extraction

Supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2022YFF1303401, 2022YFF1303405)