

doi: 10.6046/zrzyyg.2022484

引用格式: 曹德龙,林震,唐廷元,等. 3D-HRNet 网络在珠海一号高光谱影像的自然资源监测应用及生态环境分析[J]. 自然资源遥感,2023,35(4):34-42. (Cao D L, Lin Z, Tang T Y, et al. Application of 3D-HRNet in Zhuhai-1 OHS hyperspectral images for natural resource monitoring and eco-environment analysis[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2023, 35(4):34-42.)

3D-HRNet 网络在珠海一号高光谱影像的自然资源监测应用及生态环境分析

曹德龙¹, 林震¹, 唐廷元², 李楚钰², 王晓锐²

(1. 北京林业大学生态文明研究院, 北京 100083; 2. 北京市测绘设计研究院, 北京 100038)

摘要: 遥感和深度学习方法结合应用于自然资源的监测、评估是一种高效的方法。该研究综合考虑珠海一号高光谱影像的特性,在 HRNet 网络中引入 3D 卷积模块提出 3D-HRNet 网络用于自然资源调查监测的语义分割模型,并以遥感影像计算生物丰富度指数、植被覆盖指数、水网密度指数、土地应力指数、污染负荷指数和环境约束指数构建生态指数(ecological index, EI)生态评价模型,对北京市北部部分区域进行自然资源监测和评估。结果表明: ①3D-HRNet 模型提取自然资源的平均总体精度为 0.83, F1 分数为 0.83, Kappa 系数为 0.73, 比 HRNet 模型分别高 0.04, 0.04 和 0.06, 比 3D-CNN 模型分别高 0.04, 0.05 和 0.06, 说明 3D-HRNet 模型提取高光谱影像的自然资源结果比 HRNet 模型更好,即 3D 卷积模块能更好地利用高光谱间特性提取信息; ②利用 EI 生态评价模型对北京市北部部分区域 2020 年生态环境进行评价,其 EI 平均值为 68.2,反映了区域内生态状况良好,与北京市生态环境状况公报结论接近,说明遥感用于 EI 生态评价的可行性,为区域生态状况的时空分析提出创新性方法。

关键词: 3D-HRNet; 珠海一号高光谱影像; 自然资源调查监测; EI 生态评价

中图法分类号: TP 79; P 23 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2023)04-0034-09

0 引言

对自然资源进行监测有助于系统掌握自然资源及地表基质的数量、质量、空间分布、开发利用、生态状况、动态变化,科学评价自然资源辅助经济社会发展和生态文明建设中起到关键性支撑和制约作用。全面、清晰地监测、评估自然资源可以有效跟踪不同时间尺度上自然资源的变化趋势,满足区域空间尺度上的生态监测需求^[1],从而为维持生态平衡和社会经济发展提供定量数据支持^[2-3]。

目前自然资源调查监测中,遥感技术逐渐取代传统的监测方法,成为一种研究热点。高光谱遥感为当前遥感技术的前沿领域,高光谱遥感影像信息提取已成为矿物测绘、农业、环境、林业等领域实时应用的主要来源^[4-5],为相关应用的数据分析提供了重要的支撑^[6]。深度学习具有较强的泛化能力

和高效的特征表达能力^[7],可以对海量原始数据自动执行分层特征提取,减少人类对特征规则的定义、降低人工成本^[8-9]。深度学习方法可以从高光谱影像中自动提取从低级到高层次的抽象特征,并实现准确的分类。目前,较多的深度学习方法采用 2D-CNN 提取高光谱影像的光谱和空间信息^[10-11],这些方法在图像预处理过程中易造成光谱信息丢失。为了有效利用高光谱影像丰富的光谱和空间信息,越来越多的研究^[12-13]引入 3D-CNN 提取光谱和空间特征,提升高光谱影像分类的性能。Li 等^[13]提出一种轻量级高光谱影像 3D-CNN 分类方法,与 2D-CNN 相比提高了分类精度,说明 3D 卷积模块可同时提取光谱和空间特征,结合高光谱影像具有较好的应用。遥感技术具有实时、快速、大范围等优点,已深入应用于自然资源分析评估中。自然资源分析评估目的是整体上发现自然资源的现状与变化态势,为生态开发、保护、治理提供支撑。2015 年原

收稿日期: 2022-12-12; 修订日期: 2023-06-14

基金项目: 国家自然科学基金专项项目“基于新时期国家自然科学基金资助导向的资助体系优化研究”(编号: J192400016)、国家自然科学基金重点项目“习近平总书记科技创新思想与世界科技强国战略研究”(编号: 17AKS004)和北京市社会科学基金重大项目“坚持和完善生态文明制度体系研究”(编号: 20LZZA015)。

第一作者: 曹德龙(1988-),男,工程师,博士研究生,主要从事生态文明建设理论与应用、生态系统区域环境变化研究。Email: dron_tsao@bjfu.edu.cn。

通信作者: 李楚钰(1996-),女,硕士,工程师,主要从事摄影测量与遥感方面的研究。Email: lichuyu1996@163.com。

环境保护部发布修订后的《生态环境状况评价技术规范》(HJ 192—2015)^[14],规范中定义了反映区域内整体生态环境状态的生态指数(ecological index, EI)。该指数体系包括生物丰富度指数(biological richness index, BRI)、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、水网密度指数(water-network-density index, WNDI)、土地应力指数(land-stress index, LSI)、污染负荷指数(pollution load index, PLI)和环境约束指数(environment regulation index, ERI),这 6 个子指标分别反映了评价区域内生物丰富度、植被覆盖度、水网密度、土地胁迫强度、污染物压力和环境限制情况。在基于遥感的生态评价研究中,学者们在各个方面都取得了丰硕的成果^[15],目前研究重点已从单一的用于生态环境监测的遥感信息发展为对各种遥感信息的综合分析^[16]。将卫星遥感数据与社会统计相结合,纳入生态评价模式,也有助于挖掘驱动力,促进生态环境改善,落实生态文明建设行动^[17]。

综上所述,本研究为实现自然资源监测、评估的体系研究,以北京市北部部分区域为研究区,以珠海一号高光谱影像为数据源,在 HRNet 网络中引入 3D 卷积模块,提出 3D-HRNet 网络构建用于自然资源调查监测的语义分割模型,并对比说明 3D-HRNet 网络提取高光谱影像的自然资源的能力;同时基于《生态环境状况评价技术规范》的 EI 指数结合遥感数据构建 EI 生态评价模型,与《生态环境状况公报》进行对比,探究遥感结合 EI 生态评价模型的可行性。

1 研究区概况和数据源

1.1 研究区概况

北京地处我国的华北地区,是我国的首都、直辖市、国家中心城市、超大城市^[18]。北京中心位于 E116°20',N39°56',总面积 16 410.54 m²,常住人口 2 188.6 万人。北京市的地形以平原、丘陵、山地为

主,主要呈西北高、东北低的地势,西、北和东北方向群山环绕,东南方向是缓缓向渤海倾斜的大平原。北京市怀柔区、密云区、顺义区和延庆区区域内有平原、丘陵、山地等多种地形,同时包含大型水库、河流、建设用地、耕地等多种土地利用类型。

本研究为了更好地研究基于深度学习的高光谱智能识别模型以及生态分析研究,以北京市北部怀柔区、密云区、顺义区和延庆区的部分区域为研究区(图 1),利用珠海一号高光谱影像数据构建用于自然资源调查监测的深度学习语义分割模型、并进行遥感生态分析研究。



图 1 研究区
Fig.1 Research area

1.2 数据源及其预处理

珠海一号高光谱卫星数据用于获取北京市怀柔区、密云区、顺义区和延庆区的部分区域自然资源类型,为了更好地反映区域内自然资源的分布特征,本研究综合考虑季节气候、影像质量、云量等因素选择 2020 年 4 月 2 日拍摄的高光谱影像。高光谱影像空间分辨率 10 m,光谱分辨率 2.5 μm,波长范围 400~1 000 μm,共 32 个光谱波段。获取高光谱数据后进行预处理^[19],包括辐射校正、大气校正、正射校正、影像镶嵌等操作,消除传感器、地面物体、大气等因素的干扰,预处理的影像如图 2(a)所示。

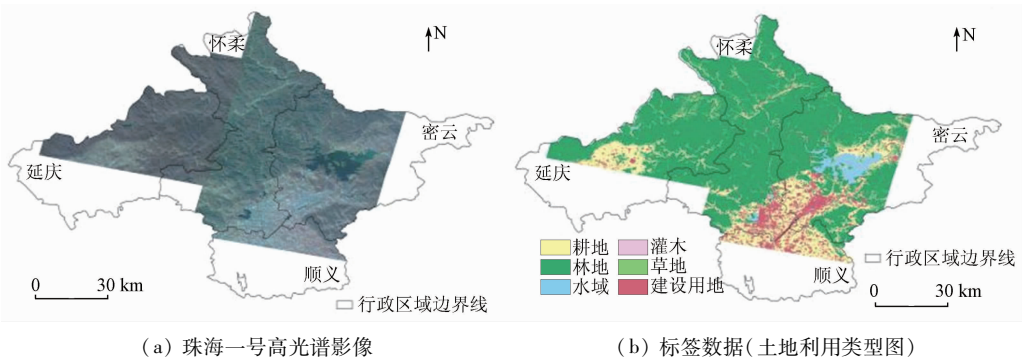


图 2 影像和标签数据图
Fig.2 Image data and label data

为了构建用于自然资源调查监测的 3D - HRNet 语义分割模型,本研究整合武汉大学遥感信息工程学的中国 30 m 土地覆盖及其变化 1985—2019 年数据集^[20]、中国科学院空天信息研究院 2020 年全球 30 m 地表覆盖类型产品^[21]、谷歌公司 10 m 全球土地利用数据集^[22] 3 种数据集制作训练标签数据集,标签数据类型包含耕地、林地、灌木、草地、水域和建设用地 6 类土地利用类型,如图 2(b) 所示。利用 3 种覆盖数据集在本研究区域地物类别进行归类合并确定本区域的地物类别,然后将中国 30 m 土地覆盖及其变化 1985—2019 年数据集和 2020 年全球 30 m 地表覆盖类型产品重采样为 10 m 空间分辨率,利用投票法对 3 种数据进行叠加处理,最后制作成训练标签数据集。

2 方法与流程

研究流程如图 3 所示。

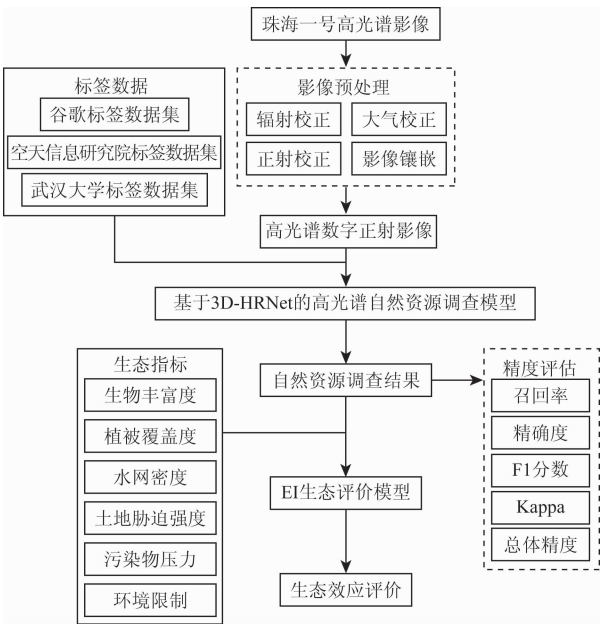


图 3 流程图
Fig.3 Flow chart

本研究在 HRNet 网络^[23-24]的基础上引入 3D 卷积模块提出 3D - HRNet 网络,构建用于自然资源调查监测的高光谱影像深度学习语义分割模型,与 HRNet 模型进行对比验证 3D - HRNet 模型应用于高光谱自然资源调查监测的有效性;通过生物丰富度、植被覆盖度、水网密度、土地胁迫强度、污染物压力、环境限制等 6 个角度构建 EI 生态指标,与北京市生态环境状况公报对比,探究遥感 EI 生态指标对评价地区生态环境状况的正确性。

2.1 构建 3D - HRNet 自然资源监测模型

2.1.1 3D - HRNet 网络

HRNet 网络是一种跨分辨率的信息交互、实现高分辨率丰富的语义特征丰富、多尺度融合的深度学习方法,网络中保持高分辨率信息且并行连接多种分辨率。3D 卷积模块中窗口 (filter) 需在 3 个维度 (输入层的长、宽、高) 上滑动进行卷积,识别和输出的结构均为 3D 结构,相比 2D 卷积模块能更好地描述高光谱影像中光谱信息和地物立体空间信息的对象关系。目前 3D 卷积块已结合在 3D - CNN 网络等相关网络应用于医学影像检验^[25]、点云识别^[26] 等领域,实验均表明 3D 卷积能较好地识别 3D 空间信息。

因此,本研究结合 HRNet 网络的特点并在网络框架中引入 3D 卷积模块^[27],提出了适用于自然资源监测的高光谱遥感影像深度学习语义分割模型,即 3D - HRNet (图 4 为网络结构)。以北京市北部部分区域为研究区域,并与 HRNet 卷积网络进行实验对比,验证了该网络的有效性。3D - HRNet 网络的改进如下:编码器中,3D 卷积模块嵌入输入端后,将 3D 卷积模块提取的特征与输入端数据相连接至 HRNet 网络的编码器,主要利用 3D 卷积层建立高光谱影像不同光谱之间的关系并提取有效的特征信息,同时连接输入端从而减少原始信息的缺漏;解码器中,将编码器中 3D 卷积模块输出特征与

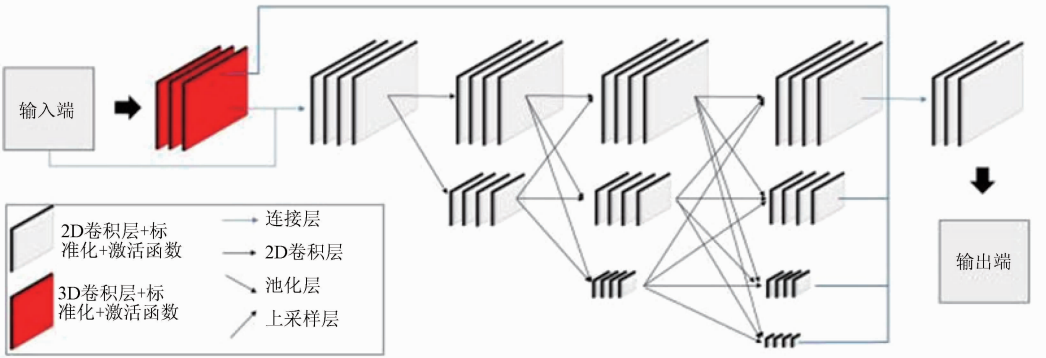


图 4 3D - HRNet 网络结构
Fig.4 3D - HRNet network structure

HRNet 编码器输出特征相连接,接入 HRNet 网络的解码器中最后输出结果,连接 3D 卷积模块结果可保持网络输出结果的高分辨率。

2.1.2 实验环境和参数设置

实验环境为 Intel Core i7 – 12700F 2.1GHz 12 核处理器、配备 16G 内存和 Nvidia GeForce RTX 3060Ti; 软件环境方面,使用 Windows 11 专业版 64 位操作系统,编程语言是 Python 3.6,模型构建工具是 Tensorflow2.0,图形处理单元(graphic processing unit,GPU)计算平台是 CUDA 11.0。

在模型训练过程中,批量(Batch)大小设置为 16、初始学习速率(learning rate,LR)设置为 0.001、优化器使用具有权重衰减的 Adam(权重衰减系数为 0.001)、迭代(epoch)为 100 次,并且选择损失函数较低、验证集精度最高的对应模型参数作为最终模型参数。

此外,将影像随机切割成尺寸为 256 像素 × 256 像素的图片,并进行了水平翻转、垂直翻转、对角翻转和 90°旋转的数据增强^[28]操作,构建 10 万张相关数据集,同时在模型训练拟合阶段对数据集以 8:2 比例随机划分训练数据集和验证数据集。

2.1.3 精度评估

本研究使用召回率(Recall)、精确度(Precision)、F1 分数、总体精度(Accuracy)和 Kappa 系数 5 个指标来评估自然资源提取精度,并定量评价所提方法在提取自然资源时的性能。

召回率也称查全率,即研究区域内正确预测的一类自然资源像素数量与实际该类自然资源像素数量的比列,侧重评估提取结果是否遗漏。精确度也称查准率,即研究区域内正确预测的一类自然资源像素数量与预测结果中该类自然资源像素数量的比列,侧重评估提取结果是否被误判。F1 分数结合了精确度和召回率的结果,是精确度和召回率的谐波平均值。总体精度是指对每一个随机样本,所分类的结果与检验数据类型相一致的概率。Kappa 系数是一种衡量分类精度的指标,既用于一致性检验,也可用于衡量分类精度,代表着分类与完全随机的分类产生错误减少的比例。各指标计算公式为:

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad , \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad , \quad (2)$$

$$F1 = \frac{2 \times Recall \times Precision}{Recall + Precision} \quad , \quad (3)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad , \quad (4)$$

$$Kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad , \quad (5)$$

式中: TP 为预测的结果中被正确标识的数量; FP 为预测的结果中被错误地识别为其他类型的数量; TN 为预测的其他类型中被正确标识为其他类型的数量; FN 为真实类型被错误地识别为其他类型的数量; P_o为每一类正确分类的样本数量之和除以总样本数; P_e为真实样本和预测样本在给定样本上随机一致性的概率。

2.2 EI 生态评价模型构建

EI 生态指数是评价生态环境的综合指数,包含生物丰富度、植被覆盖度、水网密度、土地胁迫、污染负荷、环境限制等子指数。生物丰富度用 BRI 表示,公式为:

$$BRI = 0.5(0.35 A_1 + 0.21 A_2 + 0.28 A_3 + 0.11 A_4 + 0.04 A_5 + 0.01 A_6)/A \quad , \quad (6)$$

式中: A₁为区域内林地面积; A₂为区域内草地面积; A₃为区域内水域面积; A₄为区域内草地面积; A₅为区域内建设用地面积; A₆为区域内灌木面积; A 为区域面积。《区域生物多样性评价标准》(HJ 623—2011)中规定 BRI 的由栖息地质量指数(habitat – quality index, HQ)和生物多样性指数(biodiversity index, BI)决定,而本研究的研究区域无生物多样性变化,BRI 仅与栖息地质量相关,因此公式中系数为 0.5。

植被覆盖度用 NDVI 表示,公式为:

$$NDVI = \sum_{i=1}^n P_i/n \quad , \quad (7)$$

式中: P_i为每个像素的 NDVI 值; n 为区域像素个数。

水网密度情况用 WNDI 表示,公式为:

$$WNDI = W/A \quad , \quad (8)$$

式中 W 为水域面积。

土地胁迫强度用 LSI 表示,公式为:

$$LSI = (0.4 A_7 + 0.2 A_8 + 0.2 A_4 + 0.2 A_9)/A \quad , \quad (9)$$

式中: A₇为区域内严重流失面积; A₈为区域内中度流失面积; A₉为区域内其他用地面积。根据《水土流失分类分级标准》规定,由土地覆盖类型、坡度、覆盖面非耕作林草 3 个指标确定,植被覆盖率、坡度与侵蚀程度如表 1 所示。

表 1 植被覆盖率、坡度与侵蚀程度关系表
Tab.1 Vegetation coverage, slope and erosion degree relationship

植被覆盖率/%	坡度/(°)					
	<5	[5,8)	[8,15)	[15,25)	[25,35]	>35
<30	轻微	温和	中度	严重	极度严重	剧烈
[30,45)	轻微	温和	中度	中度	严重	极度严重
[45,60)	轻微	温和	温和	中度	中度	严重
[60,75]	轻微	温和	温和	温和	中度	中度
>75	轻微	轻微	轻微	轻微	轻微	轻微

参照生态环境部发布的《生态环境状况评价技术规范》(HJ 192—2015),得出每个评价指标权重,最终计算区域内的 EI 生态指数值,其计算公式为:

$$EI = 0.35BRI + 0.25NDVI + 0.15WNDI + 0.15(100 - LSI) + 0.10(100 - PLI) + ERI。$$
 (10)

由于本研究区内近 10 a 未发生重大、极端的环境污染事件,PLI 和 ERI 设为 0。

3 结果分析与讨论

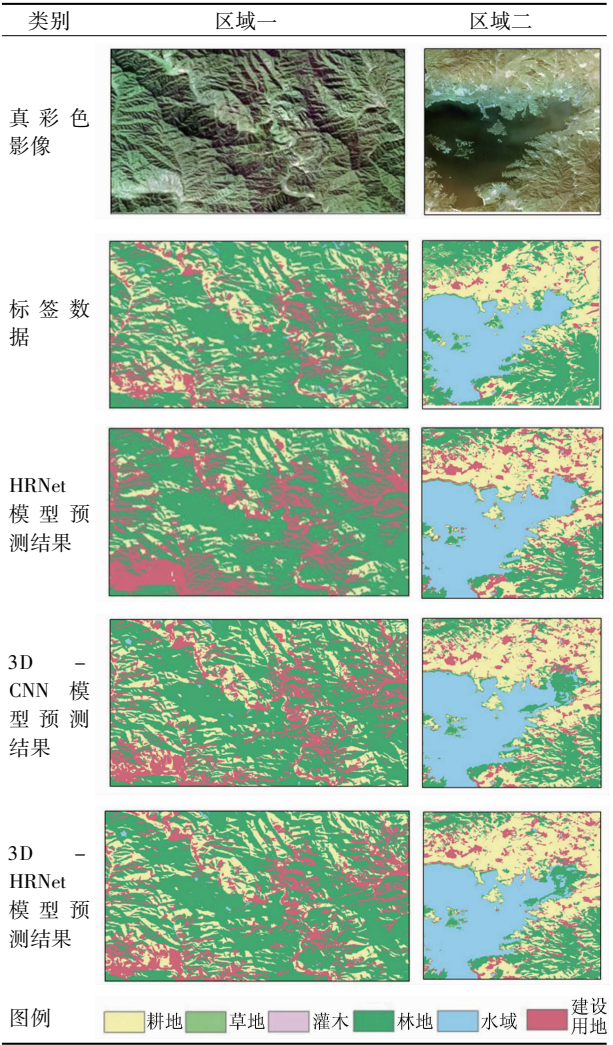
3.1 基于 3D - HRNet 网络的自然资源监测研究

本研究基于 HRNet 网络引入 3D 卷积模块提出 3D - HRNet 模型,以珠海一号高光谱遥感影像为数据集,构建用于自然资源调查监测的高光谱语义分割模型,探究高光谱数据在自然资源调查监测中的应用。为了更全面地比较模型提取自然资源调查监测的性能,本研究选取山区(区域一)、平原(区域二)2 种地势的区域进行综合比较,并分别利用 HRNet 模型、3D - CNN 模型和 3D - HRNet 模型提取自然资源。

表 2 为监测结果对比,由表 2 可知,HRNet,3D - CNN 和 3D - HRNet 这 3 种模型都具有较好的提取结果,能保持自然资源的边界完整、清晰,但细节有一定差别。区域一主要为北京北部区域的山区,主要类型包含耕地、林地、水域、草地等。在区域一的 HRNet 模型预测结果中,耕地类型能完整地提取,出现误判建设用地、漏提水域类型的问题;3D - HRNet 模型预测结果不仅完整提取水域类型,同时对建设用地、耕地这 2 种类型能相对准确地提取;而 3D - CNN 表现介于 HRNet 模型和 3D - HRNet 模型之中,说明 3D 卷积能更好地识别高光谱遥感数据对地物的影响,同时表明 3D - HRNet 模型比 3D - CNN 模型识别自然资源能力更好。区域二主要为北京北部地区的平原地区,主要类型包含耕地、草地、大型水库、建设用地等类型。在区域二的结果中,3D - HRNet 模型、3D - CNN 模型与 HRNet 模型识别结果相近,对平原地区的耕地、林地等自然资源

提取具有较好的结果,但 3D - HRNet 模型在水域东北部区域错误提取成林地。从区域二真彩色影像可知,水域东北部区域出现与其他区域不同的颜色,疑似区域水体叶绿素较高造成与林地的光谱特性相似。根据结果,3D - HRNet 模型提取自然资源优于 3D - CNN 模型、HRNet 模型。

表 2 自然资源监测结果对比
Tab.2 Comparative table of natural resource monitoring results



模型的精度如表 3 所示。由表 3 可知,3D - HRNet 模型提取区域一的自然资源结果总体精度、F1 分数和 Kappa 系数分别为 0.86,0.86 和 0.75,区域二结果总体精度、F1 分数和 Kappa 系数分别为 0.79,0.79 和 0.75,平均总体精度为 0.83、平均 F1 分数为 0.82、平均 Kappa 系数为 0.73,定量结果表明 3D - HRNet 模型可有效提取高光谱影像中的自然资源结果。同时与 HRNet 模型定量结果对比,总体精度高 0.04、F1 分数高 0.04、Kappa 系数高 0.06;比 3D - CNN 模型总体精度高 0.04、F1 分数高 0.05、Kappa 系数高 0.06,表明 3D - HRNet 模型提取高光

谱影像的自然资源结果更好,3D 卷积模块能更好地利用高光谱特性识别自然资源。

表 3 模型精度对比表

Tab.3 Model accuracy comparison table

模型	指标	区域一	区域二	平均
HRNet 模型	召回率	0.78	0.80	0.79
	准确率	0.53	0.56	0.55
	F1 分数	0.77	0.81	0.79
	总体精度	0.78	0.80	0.79
	Kappa 系数	0.61	0.73	0.67
3D – CNN 模型	召回率	0.79	0.78	0.78
	准确率	0.44	0.55	0.49
	F1 分数	0.79	0.78	0.78
	总体精度	0.80	0.78	0.79
	Kappa 系数	0.64	0.69	0.67
3D – HRNet 模型	召回率	0.86	0.79	0.82
	准确率	0.65	0.55	0.60
	F1 分数	0.86	0.79	0.82
	总体精度	0.86	0.79	0.83
	Kappa 系数	0.75	0.71	0.73

3.2 北京市北部部分区域的生态分析研究

本研究采用 50 m × 50 m 的格网作为评价单元,利用高光谱影像提取生态环境评价因子,统计每个格网内的指标,从而反映研究区域的生态环境空间分布与差异性,最终计算得到各指标和 EI 结果图。

北京市北部部分区域的生物丰富度、植被覆盖度、水网密度、土地胁迫强度等结果分布图如图 5 所示。

1)统计计算得出,2020 年研究区的平均 BRI 为 75.0,表明研究区的生态环境整体较好;由图 5(a)中可知,在研究区的中部山区 BRI 较高、南部城市发展区生物丰富度较低。

2)2020 年研究区的平均 NDVI 为 78.9,由图 5(b)可知其分布与 BRI 相似,研究区的中部山区 NDVI 较高、南部城市发展区 NDVI 低,说明生物丰富度与 NDVI 呈正相关。

3)WNDI 范围为 0 ~ 100,颜色越深、水网越密。由于研究区大部分为山区和城市建设区,WNDI 分布大部分为 0 值。2020 年研究区的平均 WNDI 为 10.9,由图 5(c)可知,水网分布在密云水库、怀柔水库等区域。

4)由坡度与植被覆情况确定侵蚀程度,图中绿色表示侵蚀程度最低,其次为黄色,橙色表示中度侵蚀,红色表示严重侵蚀。2020 年研究区的平均 LSI 为 81.6,由图 5(d)可见,研究范围内大多数区域侵蚀程度较轻。

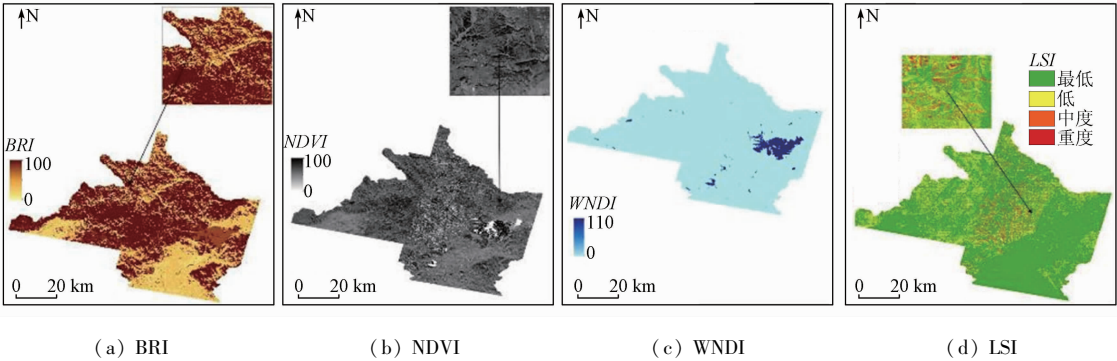


图 5 各指标结果

Fig.5 Result of each indicator

图 6 为研究区 EI 分布结果。由图 6 可知,研究区的生态环境状况与地势、城市建设有关,中部山区区域的生态环境状况较好,南部城市建设区域的生态环境状况较低。通过 EI 指数计算公式得 2020 年研究区的平均 EI 指数为 68.2,根据生态环境指标等级判定为良好,表明 2020 研究区生态环境较好,植被覆盖率较高、生物多样性较丰富。而《2020 年北京市生态环境状况公报》显示全市生态环境状况级别为“良”、EI 为 70.2,与研究结果接近。

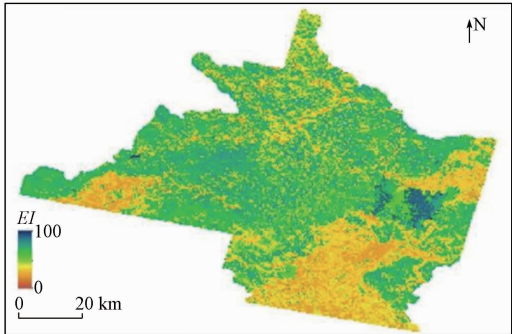


图 6 EI 分布结果

Fig.6 EI distribution result

4 结 论

以 2020 年珠海一号高光谱影像为数据源,构建用于自然资源调查监测的 3D - HRNet 深度学习语义分割模型提取北京市北部部分区域 2020 年自然资源分类结果,同时采用基于生物丰富度、植被覆盖度、水网密度、土地胁迫强度、污染物压力、环境限制等指数的 EI 生态评价模型对 2020 年研究区进行生态状况评价。结果表明:

1) 基于 HRNet 网络引入 3D 卷积模块提出 3D - HRNet 模型,提取自然资源具有较好的效果,总体精度为 0.83,F1 分数为 0.83,Kappa 系数为 0.73。

2) 3D - HRNet 模型提取自然资源结果比 HRNet 模型的总体精度高 0.04、F1 分数高 0.04、Kappa 系数高 0.06,比 3D - CNN 模型总体精度高 0.04、F1 分数高 0.05、Kappa 系数高 0.06,说明 3D 卷积模块对提取高光谱影像中的自然资源有一定提升,3D - HRNet 模型提取能力比 3D - CNN 模型高。

3) EI 生态评价模型由遥感数据提取的 6 个分项指标组成,是反映生态质量指标的良好整合,可以全面反映研究区生态环境质量。2020 年研究区的平均 EI 值为 68.2,等级为良好,与北京市生态环境状况公报结论接近。

本研究提出 3D - HRNet 网络应用于高光谱影像提取自然资源结果,3D 卷积模块能较好地识别各地物的光谱特性,但存在光谱特性相似的地物出现错误提取,例如水体中叶绿素较高区域错误识别成林地,后续将继续优化网络模型同时考虑同谱异物现象。同时利用遥感卫星数据构建 EI 生态评价模型,可快速、全面对生态环境进行评价,本次研究的 EI 生态评价模型具有较好的表现,与政府环境状况公报结果相近。遥感卫星数据的时序长、范围大等优点以及用于 EI 生态评价模型的有效性,为北京市生态状况的时空分析奠定基础,为北京市改善生态环境、促进绿色发展研究提供了数据支撑。

志谢: 本实验的高光谱影像数据由珠海欧比特宇航科技股份有限公司提供,同时标签数据参考武汉大学遥感信息工程学院的中国 30 m 土地覆盖及其变化 1985—2019 年数据集、中国科学院空天信息创新研究院 2020 年全球 30 m 地表覆盖类型产品、谷歌公司 10 m 全球土地利用数据集,在此表示感谢。

参考文献 (References):

[1] Trabelsi M, Mandart E, Le Grusse P, et al. ESSIMAGE: A tool for

the assessment of the agroecological performance of agricultural production systems[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2019, 26(9): 9257 - 9280.

[2] Boeraeve F, Dendoncker N, Corn  lis J T, et al. Contribution of agroecological farming systems to the delivery of ecosystem services [J]. Journal of Environmental Management, 2020, 260: 109576.

[3] Aubin J, Callier M, Rey - Valette H, et al. Implementing ecological intensification in fish farming: Definition and principles from contrasting experiences [J]. Reviews in Aquaculture, 2019, 11(1): 149 - 167.

[4] Wei L, Yu M, Zhong Y, et al. Spatial - spectral fusion based on conditional random fields for the fine classification of crops in UAV - borne hyperspectral remote sensing imagery [J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 780.

[5] Uddin M P, Al Mamun M, Ali Hossain M. PCA - based feature reduction for hyperspectral remote sensing image classification [J]. IETE Technical Review, 2021, 38(4): 377 - 396.

[6] Papp L, van Leeuwen B, Szilassi P, et al. Monitoring invasive plant species using hyperspectral remote sensing data [J]. Land, 2021, 10(1): 29.

[7] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster R - CNN: Towards real - time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137 - 1149.

[8] Liu H, Luo J C, Huang B, et al. DE - net: Deep encoding network for building extraction from high - resolution remote sensing imagery [J]. Remote Sensing, 2019, 11(20): 2380.

[9] Zhu Q, Liao C, Hu H, et al. MAP - net: Multiple attending path neural network for building footprint extraction from remote sensed imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(7): 6169 - 6181.

[10] Santara A, Mani K, Hatwar P, et al. BASS net: Band - adaptive spectral - spatial feature learning neural network for hyperspectral image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(9): 5293 - 5301.

[11] Pan B, Shi Z, Xu X. R - VCANet: A new deep - learning - based hyperspectral image classification method [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(5): 1975 - 1986.

[12] Chen Y, Jiang H, Li C, et al. Deep feature extraction and classification of hyperspectral images based on convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(10): 6232 - 6251.

[13] Li Y, Zhang H, Shen Q. Spectral - spatial classification of hyperspectral imagery with 3D convolutional neural network [J]. Remote Sensing, 2017, 9(1): 67.

[14] 中华人民共和国环境保护部. HJ192—2015 生态环境状况评价技术规范[S]. 北京: 中国环境科学出版社, 2015.

Ministry of Environmental Protection of the People's Republic of China. HJ192—2015 Technical Criterion for Ecosystem Status Evaluation[S]. Beijing: China Environmental Science Press, 2015.

[15] Ryschawy J, Dumont B, Therond O, et al. Review: An integrated graphical tool for analysing impacts and services provided by livestock farming [J]. animal, 2019, 13(8): 1760 - 1772.

[16] 徐涵秋. 区域生态环境变化的遥感评价指数 [J]. 中国环境科

学,2013,33(5):889-897.

Xu H Q. A remote sensing index for assessment of regional ecological changes[J]. China Environmental Science,2013,33(5):889-897.

[17] Wang Q, Gao M, Zhang H. Agroecological efficiency evaluation based on multi-source remote sensing data in a typical county of the Tibetan Plateau[J]. Land,2022,11(4):561.

[18] 赵文慧,李令军,鹿海峰,等. 2015—2017年北京及近周边平房燃煤散烧及其污染排放遥感测算[J]. 环境科学,2019,40(4):1594-1603.

Zhao W H, Li L J, Lu H F, et al. Estimation of coal consumption and the emission of related contaminants in the plain area around Beijing during 2015—2017[J]. Environmental Science,2019,40(4):1594-1603.

[19] 冯天时,庞治国,江威. 基于珠海一号高光谱卫星的巢湖叶绿素a浓度反演[J]. 光谱学与光谱分析,2022,42(8):2642-2648.

Feng T S, Pang Z G, Jiang W. Remote sensing retrieval of chlorophyll-a concentration in Lake Chaohu based on Zhuhai-1 hyperspectral satellite[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2022,42(8):2642-2648.

[20] Yang J, Huang X. The 30 m annual land cover dataset and its dynamics in China from 1990 to 2019[J]. Earth System Science Data,2021,13(8):3907-3925.

[21] Zhang X, Liu L, Wu C, et al. Development of a global 30 m impervious surface map using multisource and multitemporal remote sensing datasets with the Google Earth Engine platform[J]. Earth System Science Data,2020,12(3):1625-1648.

[22] Brown C F, Brumby S P, Guzder-Williams B, et al. Dynamic World, Near real-time global 10 m land use land cover mapping[J]. Scientific Data,2022,9:251.

[23] 陈智朗,付振华,朱紫阳,等. 基于HRNet的高分辨率遥感影像建筑物变化信息提取[J]. 测绘通报,2022(5):126-132.

Chen Z L, Fu Z H, Zhu Z Y, et al. HRNet-based extraction of building change information from high-resolution remote sensing images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2022(5):126-132.

[24] 张伯树,张志华,张洋. 改进的HRNet应用于路面裂缝分割与检测[J]. 测绘通报,2022(3):83-89.

Zhang B S, Zhang Z H, Zhang Y. Improved HRNet applied to segmentation and detection of pavement cracks[J]. Bulletin of Surveying and Mapping,2022(3):83-89.

[25] 栗日,宋剑,汪政,等. 基于3D卷积神经网络的中耳疾病高分辨率CT图像辅助分类诊断模型的应用[J]. 中南大学学报(医学版),2022,47(8):1037-1048.

Su R, Song J, Wang Z, et al. Application of high resolution computed tomography image assisted classification model of middle ear diseases based on 3D-convolutional neural network[J]. Journal of Central South University (Medical Science),2022,47(8):1037-1048.

[26] 钟帆,柏正尧. 采用动态残差图卷积的3D点云超分辨率[J]. 浙江大学学报(工学版),2022,56(11):2251-2259.

Zhong F, Bai Z Y. 3D point cloud super-resolution with dynamic residual graph convolutional networks[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science),2022,56(11):2251-2259.

[27] 郑宗生,刘海霞,王振华,等. 改进3D-CNN的高光谱图像地物分类方法[J]. 自然资源遥感,2023,35(2):105-111. doi:10.6046/zrzyyg.2022100.

Zheng Z S, Liu H X, Wang Z H, et al. Improved 3D-CNN-based hyperspectral image classification method[J]. Remote Sensing for Natural Resources,2023,35(2):105-111. doi:10.6046/zrzyyg.2022100.

[28] 金永涛,杨秀峰,高涛,等. 基于面向对象与深度学习的典型地物提取[J]. 国土资源遥感,2018,30(1):22-29. doi:10.6046/gtzyyg.2018.01.04.

Jin Y T, Yang X F, Gao T, et al. The typical object extraction method based on object-oriented and deep learning[J]. Remote Sensing for Land and Resources,2018,30(1):22-29. doi:10.6046/gtzyyg.2018.01.04.

Application of 3D-HRNet in Zhuhai-1 OHS hyperspectral images for natural resource monitoring and eco-environment analysis

CAO Delong¹, LIN Zhen¹, TANG Tingyuan², LI Chuyu², WANG Xiaorui²
(1. Academy of Ecological Civilization, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;
2. Beijing Institute of Surveying and Mapping, Beijing 100038, China)

Abstract: The combination of remote sensing and deep learning is efficient in the monitoring and evaluation of natural resources. Based on the comprehensive consideration of the characteristics of Zhuhai-1 OHS hyperspectral images, this study established the 3D-HRNet architecture by introducing the 3D convolutional module into the HRNet architecture and applied it to the semantic segmentation model for natural resources survey and monitoring. Using remote sensing images, this study established an ecological index (EI) evaluation model by calculating the species richness index, vegetation index, water network density index, land stress index, pollution load index, and environmental regulation index. Then, the model was employed to monitor and evaluate the natural resources in partial areas in the northern part of Beijing. The results show that: ① when being used to extract the natural

resources, the 3D – HRNet model yielded average overall accuracy, a F1 score, and a Kappa coefficient of 0.83, 0.83, and 0.73, respectively, which were 0.04, 0.04, and 0.06 higher than those of the HRNet model, and 0.04, 0.05 and 0.06 higher than those of 3D – CNN model, respectively. This suggests that the 3D – HRNet model can extract natural resources from hyperspectral images more effectively than the HRNet model. In other words, the 3D convolutional module can utilize the inter – hyperspectral features to extract information more effectively; ② The eco – environment of partial areas in north Beijing in 2020 was evaluated using the EI evaluation model, with an average EI value of 68.2. This reflects a good ecological state in the study area, highly consistent with the conclusion of the *Report on the State of the Ecology and Environment in Beijing*, demonstrating the feasibility of remote sensing for ecological assessment. Therefore, this study provides an innovative method for the spatio – temporal analysis of the regional ecological state.

Keywords: 3D – HRNet; Zhuhai – 1 OHS hyperspectral image; natural resources survey and monitoring; EI evaluation

(责任编辑: 张 仙)