

引文格式: 侯幸幸, 张新长, 赵怡, 等. 深度学习提取不透水面的自然环境影响因素研究 [J]. 测绘科学, 2022, 47(11): 73-84. (HOU Xingxing, ZHANG Xinchang, ZHAO Yi, et al. Study on the environmental influence factors of impervious surface extraction by improved U²-Net model [J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(11): 73-84.)DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2022.11.010.

深度学习提取不透水面的自然环境影响因素研究

侯幸幸¹, 张新长¹, 赵怡¹, 孙颖², 阮永俭¹

(1. 广州大学 地理科学与遥感学院, 广州 510006; 2. 中山大学 地理科学与规划学院, 广州 510275)

摘要: 针对遥感影像提取不透水面通常会受到自然环境因素影响的问题, 该文采用改进的 U²-Net 模型对北京市五区和南京市五区的 Landsat 8 OLI 影像进行季节性不透水面提取, 探索深度学习提取不透水面时的自然环境影响因素及其影响机制。选择植被、水、裸土及地表温度作为影响因素, 通过地理探测器研究以上因素对不透水面提取的影响机制。基于改进的 U²-Net 模型提取不透水面精度较高, 其中北京市研究区域的提取精度为 93.81%, 南京市研究区域的提取精度为 94.04%; 4 项自然环境因素对不透水面提取精度均有影响, 单因素分析中地表温度影响最大, 交互作用分析中地表温度与植被覆盖影响最大。研究结果表明: 夏季不透水面提取精度最高, 受自然因素及交互作用影响最小; 提取不透水面建议采用夏季影像。本文探究了自然因素对不透水面提取的影响机制, 为进一步不透水面遥感提取和动态差异分析提供有力支撑。

关键词: 改进 U²-Net; 不透水面; 季节性环境影响因素; 地理探测器

【中图分类号】P237

【文献标志码】A

【文章编号】1009-2307(2022)11-0073-12

Study on the environmental influence factors of impervious surface extraction by improved U²-Net model

HOU Xingxing¹, ZHANG Xinchang¹, ZHAO Yi¹, SUN Ying², RUAN Yongjian¹

(1. School of Geography and Remote Sensing, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China;

2. Department of Geography and Planning, SunYat-Sen University, Guangzhou 510275, China)

Abstract: In view of the problem that the extraction of impervious surface from remote sensing images is usually affected by natural environmental factors, this paper uses the improved U²-Net model to extract seasonal impervious surface from Landsat 8 OLI images in five districts of Beijing and five districts of Nanjing, and explores the influencing factors of natural environment and its influencing mechanism in the extraction of impervious surface by deep learning. Vegetation, water, bare soil and land surface temperature(LST) are selected as the environmental influencing factors, and geographical detector is applied for researching the influence mechanism of the above factors on impervious surface extraction. The results show that the impervious surface based on the improved U²-Net model is of high accuracy, with the accuracy of the districts in Beijing of 93.81%, and that in Nanjing of 94.04%. The four environmental factors all have an impact on the extraction accuracy of impervious surface, and in single factor analysis, LST has the greatest influence, while in interaction analysis, LST and vegetation cover have the greatest influence. The results show that the extraction accuracy of impervious surface is the highest in summer, and it is least affected by natural factors and interaction. Therefore, it is recommended to use summer images for impervious surface extraction. This paper explores the influence mechanism of natural factors on impervious surface extraction, which provides strong support for further impervious surface remote sensing extraction and dynamic difference analysis.

Keywords: improved U²-Net; impervious surface; seasonal environmental factors; geographic detector

作者简介: 侯幸幸(1997—), 女, 广西岑溪人, 硕士研究生, 主要研究方向为基于深度学习的遥感影像地物识别。

收稿日期: 2022-04-07

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(42071441)

通信作者: 张新长 教授 E-mail: eeszx@mail.sysu.edu.cn

0 引言

不透水面是使地表水不能渗透到土壤中的人工造物,包括建筑物、道路等,是城市化最直观的表现形式,也是城市生态环境的重要指标^[1]。随着遥感技术和图像处理技术的发展,不透水面的高精度提取方法逐渐成熟。在不透水面的提取研究中,常用的方法包括深度学习^[2]、线性光谱混合分解方法^[3]和指数方法^[4]。其中深度学习具有速度快、精度高、成本低的优点,在遥感领域中很快发展起来^[5]。

此外,在城市不透水面的相关研究中发现,在土地利用未发生明显变化的条件下,采用相同的方法,在不同时相、不同地理位置(土地利用变化微弱,可忽略)上,不透水面的提取精度存在差异^[6]。通常情况下,在一年内土地利用类型变化较小的研究区域中所提取的不透水面盖度在不同时刻有所差异,原因在于遥感影像获取时刻的外界环境因素(光照,湿度,大气等)可能会影响像元的反射能力,此外,城市土地利用类型多样化,混合像元普遍存在,各类地物的光谱信息会发生相互作用,再加上外界环境,例如气温、阴影、日照、地形等因素影响,地物的光谱信息存在同物异谱和同谱异物现象^[7]。自然因素随季节改变使邻近地物的波谱特征等性质发生变化,令不透水面提取受到影响。该现象在地物复杂的城市边缘尤为明显,影响监测和后续决策^[8]。

目前,深度学习已有大量的应用出现,如文献^[9]针对高分辨率遥感影像提出了一种基于深度学习的的海面提取方法,能够实现对城市不透水面的精确提取。深度学习网络在遥感影像地物提取已经达到很高的精度,如针对甚高分辨率遥感影像分类任务,文献^[10]设计了一种改进的基于对象的卷积神经网络,利用区域划分和卷积位置采样技术进行分类;文献^[11]提出一种融合多特征改进型 PSPNet 模型提取复杂场景中的建筑物精度为 95.90%。然而,由于空间分辨率和光谱特征不足,利用深度学习网络模型,针对以 Landsat8 遥感影像为例的多光谱中等空间分辨率遥感影像的研究较少^[12]。

综上所述,本文基于 Landsat 8 OLI 多光谱遥感影像和全球不透水面年度地图(annual maps of global artificial impervious area, GAIA),选择北京市昌平区、怀柔区、平谷区、密云区、延庆区和南京市建邺区、雨花台区、江宁区、溧水区、高淳区为研究区域,利用改进型 U²-Net 模型提取

一年四季的不透水面,并进行精度验证,探索该模型的适用性。此外,选择植被、水体、裸土为直接影响因素,地表温度为间接影响因素,利用地理探测器对研究区域空间分异性进行研究,分析影响不透水面提取精度的因素及其影响机制。

1 研究区域与数据源

1.1 研究区域介绍

为了突出自然环境影响因素的不同,考虑不透水面受影响程度、城市规模、云量等因素,本文选择两个不同的研究区域作为对比,北方研究区域为北京市昌平区、怀柔区、平谷区、密云区、延庆区(115°44′~117°30′22″E; 40°1′~41°4′N),南方研究区域为南京市建邺区、雨花台区、江宁区、溧水区、高淳区(118°28′~119°21′E; 31°13′~32°7′N),其位置如图 1 所示(以 2017 年夏季影像为例)。

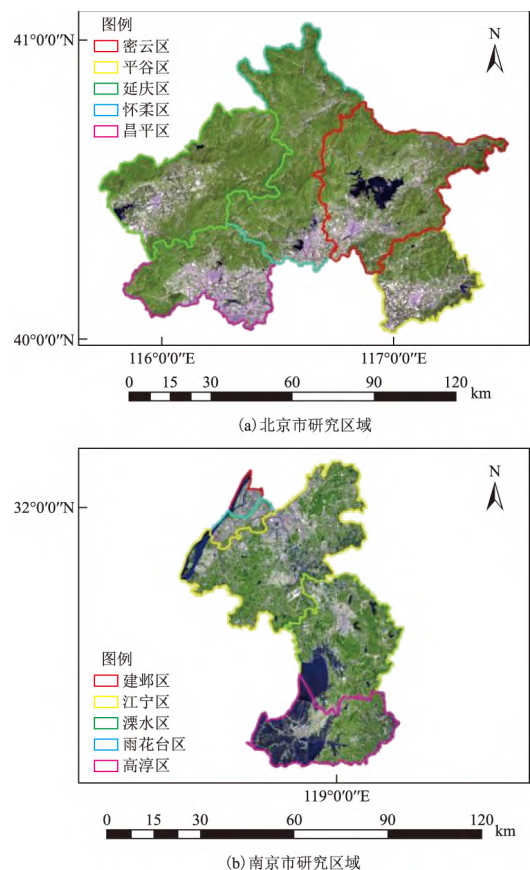


图 1 研究区域

Fig 1 The Study Area

1.2 数据源及预处理

本文采用 2013—2018 年 Landsat 8 OLI 多光谱遥感影像作为不透水面提取的数据源(表 1),并进行辐射校正、大气校正和裁剪等预处理工作。其中南京市研究区域云量较大,部分时间段缺乏

适宜的数据。利用深度学习技术速度快、精度高、成本低的优点，提高不透水面提取的自动化程度并降低成本，对保持数据的现势性具有重要作用。

表 1 多时相遥感影像获取日期
Tab 1 Acquisition Date of Multi-Temporal Remote Sensing Image

研究区域	北京市研究区域(条带号: 123; 行列号: 32)				南京市研究区域(条带号: 130; 行列号: 38)			
年份	春季	夏季	秋季	冬季	春季	夏季	秋季	冬季
季节	(3—5 月)	(6—8 月)	(9—11 月)	(12—2 月)	春季	夏季	秋季	冬季
2013	05-12	07-31	10-03	12-06	04-07	08-11	10-14	12-01
2014	04-29	08-19	10-06	12-25	—	06-11	11-18	01-02
2015	04-16	07-05	09-07	01-10	—	—	09-02	01-21
2016	05-04	08-08	10-11	12-14	04-29	—	—	12-09
2017	05-07	07-10	10-30	12-17	03-15	07-21	10-09	12-12
2018	04-08	06-27	10-17	12-04	04-19	06-06	10-28	—

目前，GAIA 数据是唯一跨越 30 a 的数据集^[13]，其包含全球范围，具有时序长、范围广、精度较高的优点。因此，本文以 GAIA 数据中 2013—2018 年的数据作为标注数据(图 2，其中 1 为不透水面，0 为背景)，探索改进型 U²-Net 模型提取不透水面的环境影响因素。

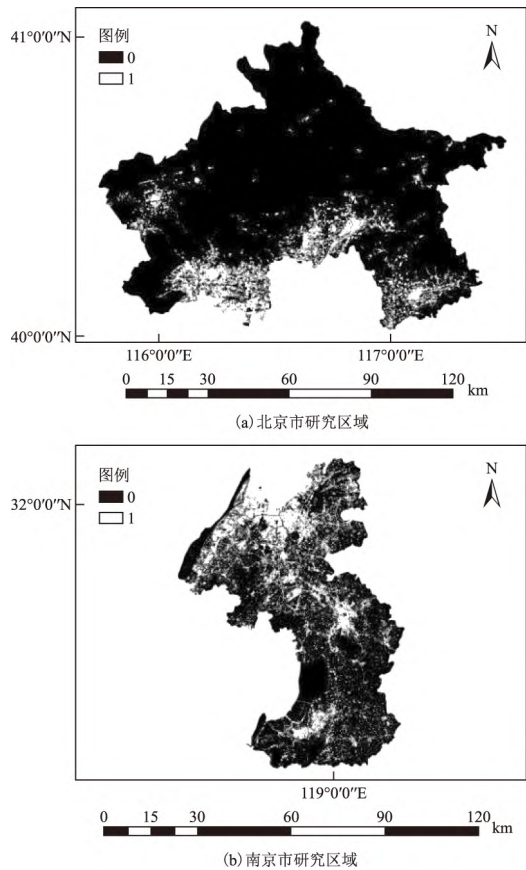


图 2 GAIA 2017 年数据
Fig 2 GAIA 2017 Data

北京市研究区域 2014 年、2017 年及南京市研究区域 2013 年、2017 年为验证数据，其余裁剪成

像元大小为 512×512 的小图，通过数据增强得到 60 000 张的训练和验证数据集，其中 75%用于训练模型，25%用于验证模型。

将经过预处理的遥感影像和对应的不透水面数据裁剪成 256×256 的训练数据集。文献 [14] 等的研究表明，三波段组合的提取结果平均相对误差小于 20%，精度优于单波段组合和多波段组合。因此用于数据集影像采用三波段组合(R: 短波红外 2(short wave infrared 2, SWIR2), G: 短波红外 1(short wave infrared 1, SWIR 1), B: 红波段)，以增强不透水面显示效果，便于提取。

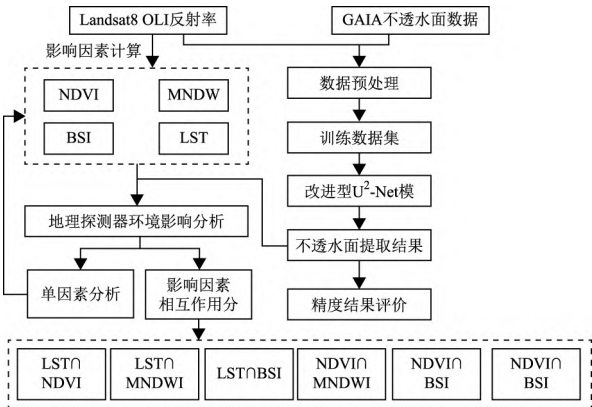


图 3 研究思路(以北京市研究区域春季为例)
Fig 3 Research Ideas(Taking Spring in the Research Area of Beijing as An Example)

2 研究方法

本文利用改进型 U²-Net 模型对 Landsat 8 遥感影像提取不透水面，并进行精度验证，选择植被、水体、裸土为直接影响因素，地表温度为间接影响因素，利用地理探测器对研究区域空间分异性进行研究。本文研究思路如图 3 所示。

2.1 改进型 U²-Net 模型结构

文献 [15] 于 2020 年提出一种用于显著目标检测(salient object detection, SOD)的深层网络体系结构 U²-Net, 具有两级嵌套的 U 型结构。U²-Net 模型的整体结构包含 6 个编码器(输入模块)、5 个解码器(输出模块), 其中每一个模块都由配置好的残差 U 型块(Residual U-blocks, RSU)进行填充, 在顶层使用类似 U-Net 结构, 其结构如图 4 所示。

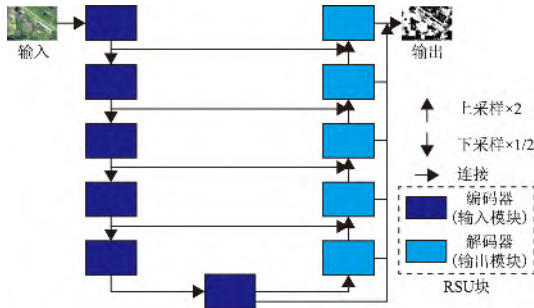


图 4 U²-Net 模型结构图

Fig 4 Structure Diagram of U²-Net Model

底层的 RSU 结构的池化操作使整个模型结构的深度增加, 而计算成本没有显著增加; RSU 结构使 U²-Net 模型具有不同大小的感受野, 能够获取更多不同尺度的图像信息供模型进行学习。

为了解决 U²-Net 模型在提取不透水面时, 存在不透水面边缘及小斑块等细节部分预测出错的问题, 本文在 RSU 块的编码和解码部分加入了激励与压缩(squeeze-and-excitation, SE)模块^[16], 提高细节提取精度。改进型 U²-Net 模型能够学习到 RSU 结构获取的不同尺度图像信息的重要程度, 具体结构见图 5。

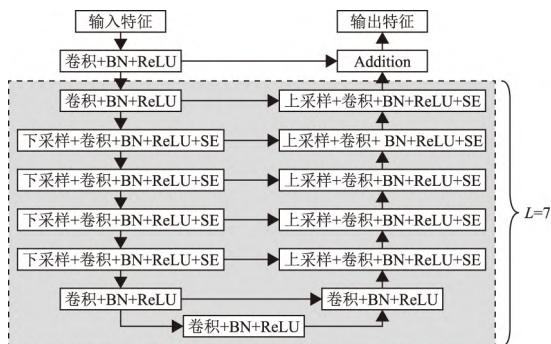
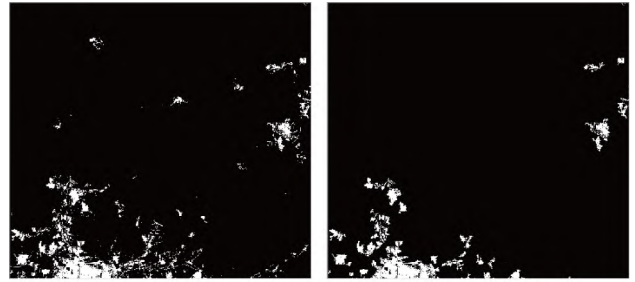


图 5 RSU 结构

Fig 5 RSU Structure

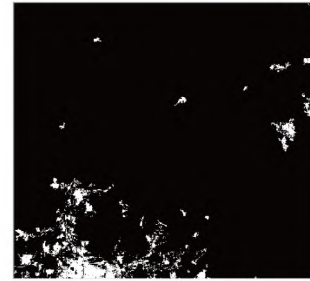
相比改进前提取精度介于 80%~90% 之间, 改进型 U²-Net 模型精度提高到 90% 以上, 细节部

分的提取精度明显增加, 提取结果对比见图 6。



(a) GAIA 数据

(b) U²-Net 模型提取结果



(c) 改进型 U²-Net 模型提取结果

注: 以南京市研究区域 2017 年春季提取结果为例。

图 6 模型改进前后提取结果对比

Fig 6 Comparison of Extraction Results before and after Model Improvement

SE 模块是一种注意力机制, 对原始特征图在通道级别进行了加权操作, 使得网络能够按照不同通道特征的重要程度进行自动学习。一方面, SE 模块利用 Squeeze 操作获取通道级的全局特征; 另一方面, SE 模块利用 Excitation 操作对不同通道的特征图赋予不同的权重, 最后将不同通道的特征图融合获得最终的特征图。其结构如图 7 所示。

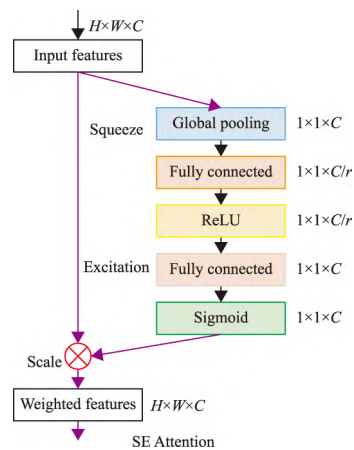


图 7 SE 模块结构图

Fig 7 SE Structure Diagram

本文的训练网络通过 Python 语言中的 Keras 深度学习框架实现, 实验配置为显卡 RTX2080ti, 显存 11 GB, Python 版本为 3.6, Keras 版本为 2.3.1。

2.2 精度评价指标

传统方法评估提取精度一般采用总体精度与 Kappa 系数两个指标^[17], 而深度学习方法评估提取精度一般采用总体精度、精确度、召回率、MIoU 及 F1 值作为像素级的评价指标^[11]。本文为了避免多指标对影响因素分析的干扰, 以 GAIA 数据为准, 采用总体精度 (overall accuracy, OA) 衡量预测结果精度, 是预测正确的像元数量占总像元数量的百分比^[18], 见式(1)。

$$OA = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (1)$$

式中: TP 为将正类预测为正类数; TN 为将负类预测为负类数; FN 为将正类预测为负类数; FP 为将负类预测为正类数。

2.3 影响因素相关参数

不透水面通常与自然地表相邻分布, 如植被 (绿化、作物、林地等)、水体 (河流、湖泊、池塘等)、裸土等。因此邻近地物的波谱、颜色等会对不透水面提取产生影响, 地物类型越复杂则影响越大^[19]。此外, 地表温度的季节性变化影响地表覆盖类型的反射特性, 对不透水面提取存在间接影响^[20]。选择植被^[21]、水体^[22]、裸土^[23]为直接影响因素, 地表温度^[24]为间接影响因素。为获取自然环境影响因素的参数值进行分析, 本文采用各项影响因素的参数值计算中最经典、使用最为广泛的方法进行计算和分析, 减少参数计算与后续分析中的不确定性。

2.3.1 光谱指数参数

归一化植被指数 (NDVI)^[25] 是识别植被的常用光谱指数, 通过近红外和红色波段上植被光谱特征的明显差异来量化植被, 增强植被特征信息; 与 NDVI 理论基础相似, 归一化水体指数 (MNDWI)^[26] 的功能在于增强水体特征, 裸土指数 (BSI)^[27] 的功能在于增强土壤特征。这 3 种光谱指数的计算见式(2)~式(4)。

$$NDVI = \frac{NIR - Red}{NIR + Red} \quad (2)$$

$$MNDWI = \frac{Green - MIR}{Green + MIR} \quad (3)$$

$$BSI = \frac{(SWIR + Red) - (NIR + Blue)}{(SWIR + Red) + (NIR + Blue)} \quad (4)$$

式(2)~式(4)中: NIR 为近红外波段; Red 为红波段; Green 为绿波段; MIR 为中红外波段; SWIR 为短波红外波段; Blue 为蓝波段。

2.3.2 地表温度参数

本文利用辐射传输方程法对 Landsat 8 的 LST

进行反演, 该方法具有参数少、步骤少、运算简单的优点^[28], 见式(5)。

$$L_\lambda = [\epsilon B(T_s) + (1 - \epsilon)L_\downarrow]\tau + L_\uparrow \quad (5)$$

式中: ϵ 为地表比辐射率; T_s 为地表真实温度, 单位为 K; $B(T_s)$ 为黑体热辐射亮度; τ 为热红外波段的大气透过率。由此可得, 温度为 T 时, 热红外波段的黑体热辐射亮度 $B(T_s)$, 见式(6)。

$$B(T_s) = [L_\lambda - L_\uparrow - \tau(1 - \epsilon)L_\downarrow] / \tau\epsilon \quad (6)$$

TS 可以用普朗克公式计算得到式(7)。

$$T_s = \frac{K_2}{\ln\left(\frac{K_1}{B(T_s)} + 1\right)} \quad (7)$$

对 Landsat8-TIRS 传感器的第 10 波段, $K_1 = 774.89 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot \mu\text{m} \cdot \text{sr})$, $K_2 = 1321.08 \text{ K}$ 。

2.4 地理探测器

地理探测器是一种研究空间分异性及其驱动因素, 分析各个变量之间的相互关系的统计学方法^[29]。本文重点使用其中的分异及因子探测和交互作用探测两个功能。分异及因子探测获取空间分异性是否存在及某一个因素对空间分异性的影响程度。其结果用值衡量, 值域为 $[0, 1]$, 计算见式(8)。

$$q = 1 - \frac{SSW}{SST} \quad (8)$$

式中: SSW 为层内方差之和, 计算见式(9); SST 为全区总方差, 计算见式(10)。

$$SSW = \sum_{h=1}^L N_h \sigma_h^2 \quad (9)$$

$$SST = N\sigma^2 \quad (10)$$

式中: $h=1, \dots, L$ 为变量 Y 或影响因素 X 的分类; N_h 为层 h 的单元数; N 为全区的单元数; σ_h^2 是层 h 的 Y 值的方差; σ^2 是全区的 Y 值的方差。

交互作用探测识别不同影响因素对 Y 的交互作用, 即两个因素共同作用是否会增强或减弱因变量的空间分异性, 或没有交互作用。

本文将研究区域数据重采样为 4 像元 $\times$ 4 像元大小后进行随机采样, 地理探测器分别计算、比较单因子 q 值和两因子叠加的 q 值, 以此探索两因子是否交互作用于因变量, 分析提取精度是否受到影响。

3 结果与分析

3.1 不透水面提取结果

由于云量与影像质量的影响, 本文选取北京市研究区域 2014 年、2017 年 (图 8) 和南京市研究区域 2013 年、2017 年 (图 9) 作为预测对象。由图 8、图 9 可见, 不透水面提取结果的地理空间分布呈现较强的空间分异性, 能够通过地理探测器进行分析。

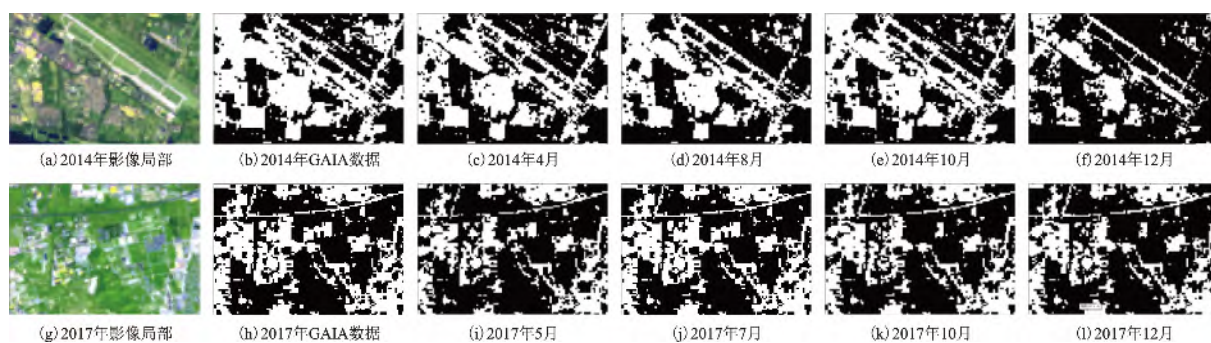


图 8 2014 年和 2017 年北京市研究区提取结果局部

Fig 8 Extraction Results of Beijing Research Area in 2014 and 2017

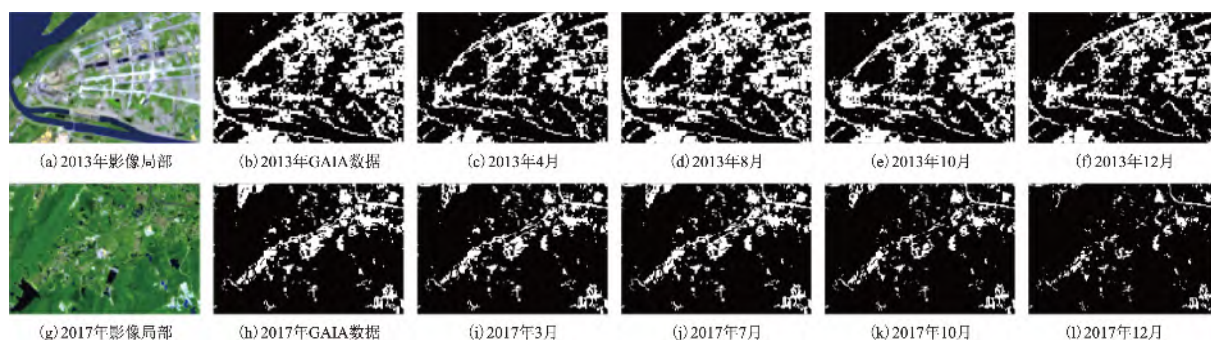


图 9 2013 年和 2017 年南京市研究区域提取结果局部

Fig 9 Local Extraction Results of Nanjing Study Area in 2013 and 2017

3.2 不透水面提取精度

本文对提取结果按照两个研究区域分为单景精度、各年度季节精度和总体精度进行分类(见表 2、表 3 所示)。季节精度为研究区域同季节精度的平均数,总体精度为同研究区域四季精度平均数。

表 2 北京市研究区域不透水面提取结果精度表

Tah 2 Precision Table of Impervious Water Surface
Extraction Results in the Study Area of Beijing

影像时间	单景 OA/ (%)	季节	季节 OA/ (%)	研究区域整体 OA/(%)
2014-04	92.42	春季	93.47	93.81
2017-05	91.88			
2014-08	95.89	夏季	95.53	
2017-07	92.89			
2014-10	94.82	秋季	93.76	
2017-10	91.76			
2014-12	90.66	冬季	90.40	
2017-12	90.21			

表 2 和表 3 显示,南京市研究区域总体精度比北京市研究区域总体精度略高,不同季节的预测精度存在差异;其中,夏季精度最高,冬季精度最低。

表 3 南京市研究区域不透水面提取结果精度表

Tah 3 Precision Table of Impervious Water Surface
Extraction Results in Nanjing Research Area

影像时间	单景 OA/(%)	季节	季节 OA/(%)	研究区域整体 OA/(%)
2013-04	94.44	春季	93.14	94.04
2017-03	93.04			
2013-08	95.70	夏季	95.94	
2017-07	96.18			
2013-10	94.86	秋季	93.59	
2017-10	92.33			
2013-12	90.03	冬季	91.09	
2017-12	91.70			

3.3 影响因素相关参数计算结果

3.3.1 光谱指数参数计算结果

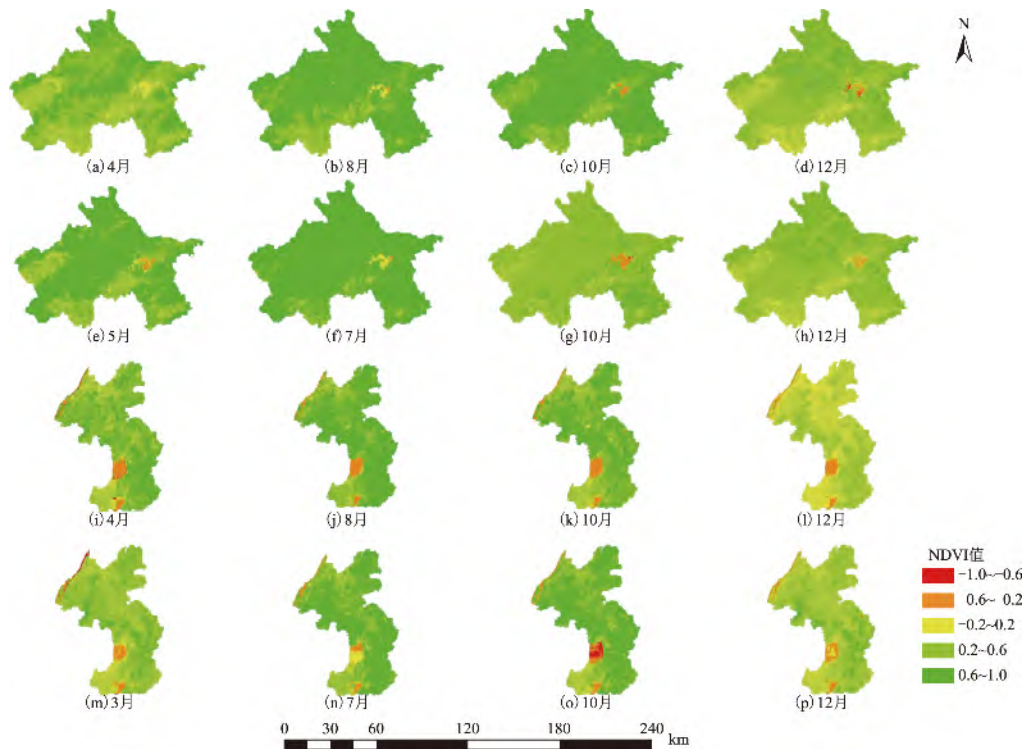
NDVI 值(图 10)、MNDWI 值(图 11)及 BSI 值(图 12)值域范围为 $[0, 1]$,符合归一化指数值范围。

根据图 10 所示,不透水面所在区域 NDVI 值比周围地物更低,冬春 NDVI 值整体偏低,符合植物生长规律和地物波谱信息。

根据图 11 所示,不透水面 MNDWI 值低,自然地表 MNDWI 值随季节发生变化;秋冬水体的值受到温度影响 MNDWI 值稍低,符合实际情况。

根据图 12 所示, 不透水面所在区域 BSI 值均为中等水平; 北京市研究区域秋冬季山区 BSI 值偏

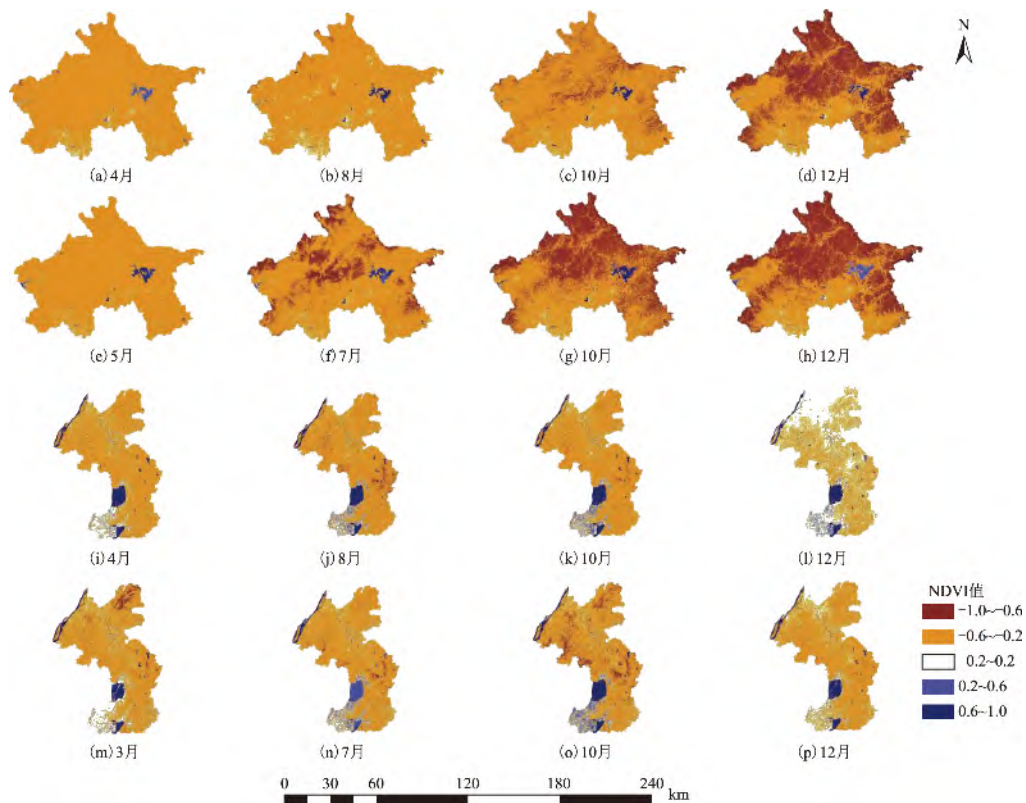
高, 而南京市研究区域 BSI 值四季变化不大, 均符合实际情况。



注: (a)~(d)为 2014 年北京市, (e)~(h)为 2017 年北京市, (i)~(l)为 2013 年南京市, (m)~(p)为 2017 年南京市。

图 10 NDVI 分布图

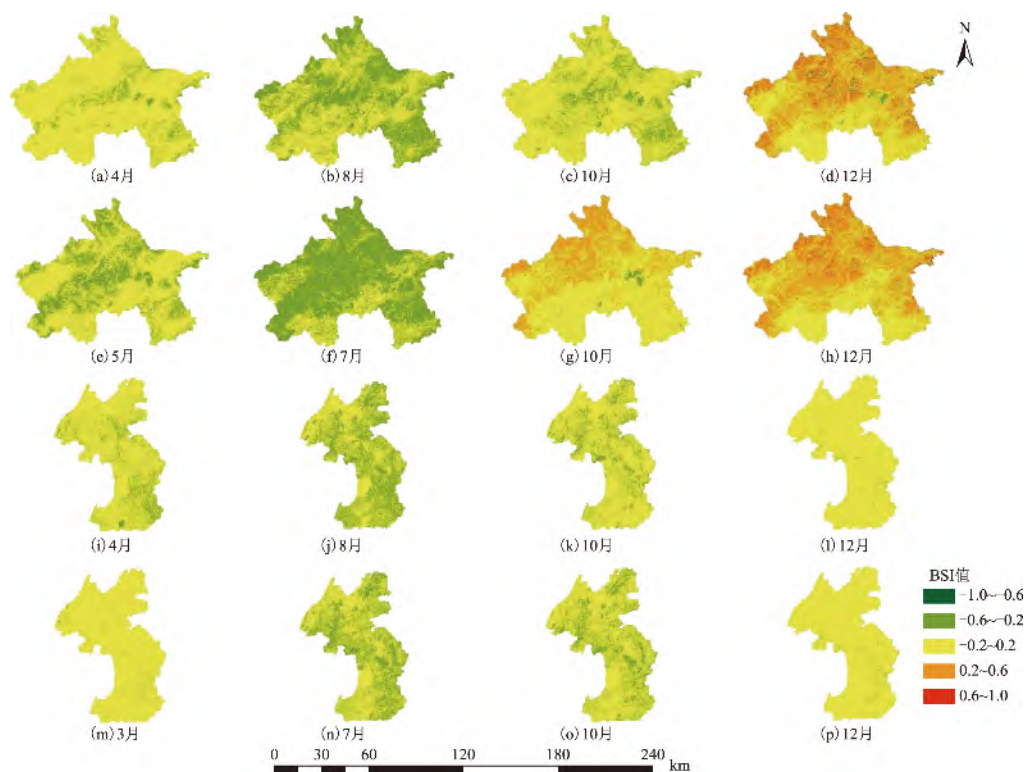
Fig 10 Distribution of NDVI



注: (a)~(d)为 2014 年北京市, (e)~(h)为 2017 年北京市, (i)~(l)为 2013 年南京市, (m)~(p)为 2017 年南京市。

图 11 MNDWI 分布图

Fig 11 Distribution of MNDWI



注：(a)~(d)为 2014 年北京市，(e)~(h)为 2017 年北京市，(i)~(l)为 2013 年南京市，(m)~(p)为 2017 年南京市。

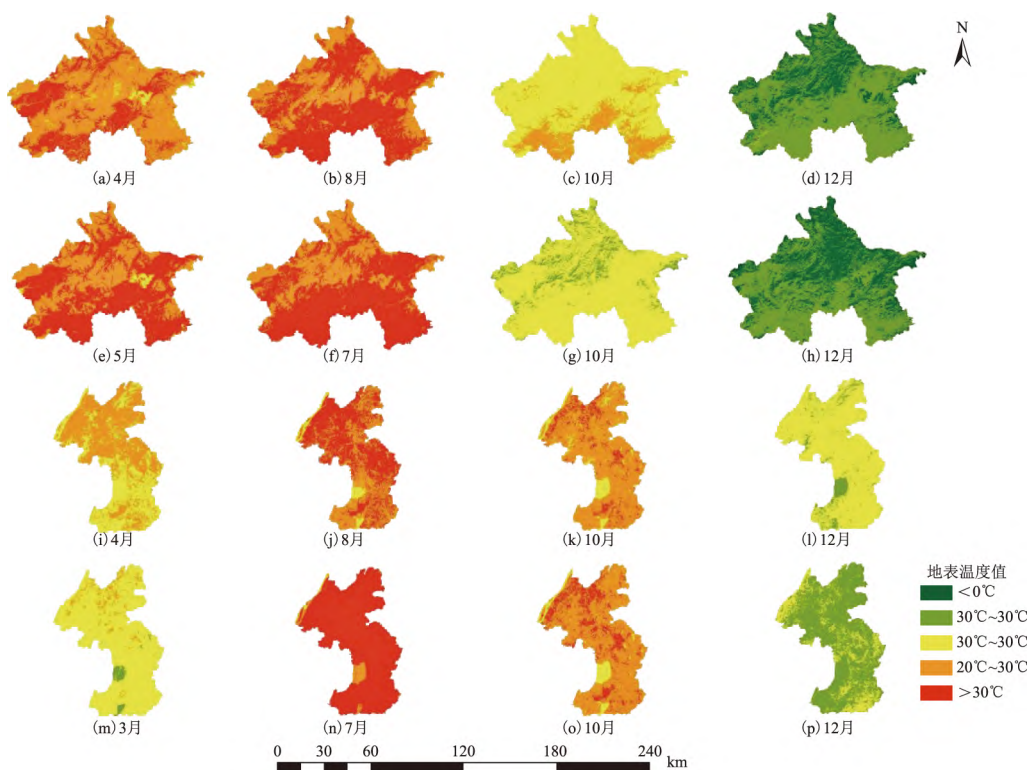
图 12 BSI 分布图

Fig 12 Distribution of BSI

3.3.2 地表温度计算结果

北京市研究区域年极端最高气温为 35°C ~ 40°C ，年极端最低气温为 -14°C ~ -20°C ；南京市研究

区域年度气温通常在 -1°C ~ 32°C 之间变化，极少低于 -6°C 或高于 36°C 。结果与实际温度相近(图 13)。



注：(a)~(d)为 2014 年北京市，(e)~(h)为 2017 年北京市，(i)~(l)为 2013 年南京市，(m)~(p)为 2017 年南京市。

图 13 地表温度分布图

Fig 13 Distribution of LST

不透水面所在区域比其他地物温度更高, 裸地温度也较高, 山区和水体则比周边地物温度更低; 北京市研究区域温度变化幅度较大, 南京市研究区域则较小, 符合气候和地物导热性质。

3.4 季节性影响因素分析

3.4.1 单因素分析

本文对不透水面预测二值数据和影响因素重采样为 4 像元 $\times$ 4 像元, 获取不同影响因素对不透

水面提取结果的影响。根据地理探测器方法, 4 项影响因素均通过显著性检验($p \text{ value} \leq 0.05$), 对不透水面提取产生影响。各影响因素 q 值如表 4、表 5 所示, 总 q 值为四季的平均值。

在两个研究区域, 对不透水面提取结果影响最大的因素都为地表温度, 其中北京市研究区域春季受影响较大, 南京市研究区域秋季受影响较大。同时由于北京市研究区域气温年较差更大, 因此其地表温度 q 值季节性变化较大。

表 4 北京市研究区域各影响因素 q 值探测结果

Tah 4 q Value Detection Results of Influencing Factors in the Study Area of Beijing

季节	植被覆盖	q 值	水体分布	q 值	裸土分布	q 值	地表温度	q 值
春季	0.092 3		0.058 4		0.055 4		0.177 2	
夏季	0.092 3	0.089 3	0.058 3	0.057 8	0.055 4	0.0552 5	0.071 6	0.112 2
秋季	0.088 9		0.058 3		0.055 4		0.115 8	
冬季	0.083 6		0.056 3		0.054 8		0.084 2	

表 5 南京市研究区域各影响因素 q 值探测结果

Tah 5 q Value Detection Results of Influencing Factors in Nanjing Research Area

季节	植被覆盖	q 值	水体分布	q 值	裸土分布	q 值	地表温度	q 值
春季	0.093 1		0.122 2		0.128 8		0.115 8	
夏季	0.093 1	0.094 4	0.095 8	0.113 9	0.071 5	0.106 3	0.127 7	0.131 3
秋季	0.095 5		0.096 3		0.111 6		0.170 3	
冬季	0.096 0		0.141 1		0.119 3		0.111 2	

3.4.2 影响因素相互作用分析

本文进一步利用地理探测器的交互作用探测分析四项影响因素对不透水面提取的交互作

用(表 6、表 7), 总交互值为四季的平均值。交互作用均表现为双因子增强, 说明其作用机制强。

表 6 北京市研究区域不透水面提取结果影响因素交互值

Tah 6 Interaction Values of Influencing Factors of Impervious Surface Extraction Results in The Study Area of Beijing

季节	$LST \cap NDVI$	$LST \cap MNDWI$	$LST \cap BSI$	$NDVI \cap MNDWI$	$NDVI \cap BSI$	$MNDWI \cap BSI$
春季	0.19	0.19	0.18	0.10	0.10	0.10
夏季	0.09	0.08	0.08	0.12	0.13	0.14
秋季	0.13	0.12	0.11	0.11	0.11	0.11
冬季	0.12	0.09	0.09	0.08	0.08	0.09

表 7 南京市研究区域不透水面提取结果影响因素交互值

Tah 7 Interaction Values of Influencing Factors of Impervious Surface Extraction Results in Nanjing Research Area

季节	$LST \cap NDVI$	$LST \cap MNDWI$	$LST \cap BSI$	$NDVI \cap MNDWI$	$NDVI \cap BSI$	$MNDWI \cap BSI$
春季	0.16	0.11	0.13	0.10	0.10	0.19
夏季	0.13	0.16	0.14	0.18	0.09	0.14
秋季	0.18	0.13	0.16	0.12	0.14	0.11
冬季	0.11	0.11	0.10	0.09	0.13	0.13

LST 与 NDVI 在两个研究区域交互值最高,即地表温度与植被覆盖的交互作用对不透水面提取的影响最大;北京市研究区域春季受影响最大;南京市研究区域秋季受影响最大。

3.4.3 环境影响因素的季节性差异分析

北京市部分区域和南京市部分区域环境因素差异较大。其中北京市研究区域深秋至初春植被覆盖率相对较低,秋冬季裸地增加,水体分布较少,且存在冬季部分水域结冰的现象,气温年较差大;而南京市研究区域植被覆盖率变化较小,裸地分布变化较小,水体分布广,气温年较差稍小。由于两个研究区域自然条件的环境差异较大,导致对中分辨率影像不透水面提取结果产生不同的影响。

在地理探测器的单因素分析中,LST 的 q 值在两个研究区域中均表现为最大值,说明地表温度对不透水面提取结果的影响最大。LST 随季节变化,作为间接影响因素会对 3 个直接影响因素产生影响,因此,LST 对不透水面提取表现为季节性的影响,其 q 值也说明不透水面提取的季节性差异。北京市研究区域水体分布、裸土分布 q 值不受季节影响,这两个因素在南京市研究区域受到季节影响较大,与研究区域自然条件相符。与北京市研究区域相比,南京市研究区域提取结果受每一项因素影响都更为显著;南京市研究区域仅植被覆盖 q 值几乎不受季节影响,原因在于南京研究区域内植被覆盖(主要为林地及城市绿化)受季节影响较小,同时茂盛植被波谱特征及与不透水面色彩对比度大有关。

在地理探测器影响因素相互作用分析中,两个研究区域内 LST 与 NDVI 的交互值最高,说明地表温度与植被覆盖的交互作用对不透水面提取结果的影响最大;此外,此值其中该值在北京市研究区域的季节性差异比南京市研究区域更大,前者相差 0.1,后者仅相差 0.07。一方面是由于植被比其余两项因素更易受到温度影响;另一方面北京市研究区域气温年较差更大,不透水面周边的植被覆盖变化也更大,导致季节性差异大。与单因素分析相同,南京市研究区域提取结果受影响因素相互作用更为显著:其中 NDVI 与 MNDWI 交互作用从冬季的 0.09 增加到夏季的 0.18,受季节影响最大,与研究区域夏季丰水期河湖水量增大,同时经过灌溉的植被(主要为农田)相比冬季覆盖度更高,而水体与农田波谱特征及与不透水面色彩对比度较大。北京市研究区域 LST 与

MNDWI 交互作用从夏季的 0.08 增加到春季的 0.19,与研究区域春季温度升高部分水面融化,夏季温度升高水体变化不大有关。

4 结束语

本文基于改进型 U^2 -Net 模型提取了北京市和南京市部分地区的不透水面,并结合相关参数,运用地理探测器,进行了环境影响因素对不透水面提取的影响分析。

1)在 RSU 结构获取的不同尺度图像信息的基础上,改进型 U^2 -Net 模型能够根据不同特征的重要程度进行学习,与改进前相比精度提高到 90% 以上,同时细节部分的提取精度明显增加。

2)夏季不透水面提取精度最高,夏冬两季提取精度受自然因素及交互作用影响最小;因此不透水面提取采用夏季影像精度更高,受影响最小。

3)LST 随季节变化,作为间接影响因素会对 3 个直接影响因素产生影响,因此不透水面提取精度受 LST、LST 与 NDVI 交互作用影响最大;总体上北方城市夏冬两季受自然因素影响较小,南方城市夏季受自然因素影响最小。

4)两个研究区域自然条件的环境差异较大,导致对中分辨率影像不透水面提取结果产生不同的影响;南方城市不透水面提取精度受自然因素影响比北方城市更大,提取精度略高于北方城市。

由于遥感影像和不透水面数据的限制,本文选择的研究区域有待进一步扩充,增加环境影响因子的地域性差异;研究数据的时间序列有待进一步丰富,增加环境影响因子的季节性差异;此外,植被、土壤和水体等地物类别也可以作为预测对象,对提取结果进行环境影响分析,并可以作为辅助数据进行不透水面提取的环境影响分析。因此,基于本文的研究结论,后续可以进一步补充研究以得到更进一步的结果。

参考文献

- [1] 庞博,黄祚继,吴艳兰,等.基于改进全卷积神经网络的高分遥感影像不透水面提取制图[J].遥感信息,2020,35(4):47-55.(PANG Bo, HUANG Zuoji, WU Yanlan, et al. Mapping of impervious surface extraction of high resolution remote sensing imagery based on improved fully convolutional neural network [J]. Remote Sensing Information, 2020, 35(4): 47-55.)
- [2] 刘春秀.光谱库支持下基于深度学习的的海面提取方法与应用研究:以青岛为例[D].青岛:山东科技大学,2020.(LIU Chunxiu. Research on the method and

- application of impervious surface extraction based on deep learning supported by spectral library; taking Qingdao as an example [D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2020.)
- [3] 赵怡. 亚像元尺度下不透水面优化提取及其热环境效应时空分析[D]. 北京:中国科学院大学(中国科学院广州地球化学研究所), 2020. (ZHAO Yi. Optimal extraction of impervious surface on sub-pixel scale and spatial-temporal analysis of its thermal environmental effects[D]. Beijing: Institute of Chemistry, Chinese Academy of Sciences, 2020.)
- [4] 徐涵秋. 基于城市地表参数变化的城市热岛效应分析[J]. 生态学报, 2011, 31(14): 3890-3901. (XU Hanqiu. Analysis on urban heat island effect based on the dynamics of urban surface biophysical descriptors[J]. Acta Ecologica Sinica, 2011, 31(14): 3890-3901.)
- [5] HOU Xingxing. Research status and development trend of remote sensing image classification and recognition based on deep learning [J]. World Scientific Research Journal, 2022, 8(6): 241-250.
- [6] 董新宇, 李家国, 陈瀚润, 等. 东南亚地区城市扩张及驱动力分析[J]. 测绘科学, 2019, 44(5): 61-68. (DONG Xinyu, LI Jianguo, CHEN Hanyue, et al. An analysis of urban expansion and its driving forces of Southeast Asia[J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(5): 61-68.)
- [7] 徐涵秋, 王美雅. 地表不透水面信息遥感的主要方法分析[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 1270-1289. (XU Hanqiu, WANG Meiya. Remote sensing-based retrieval of ground impervious surfaces[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 1270-1289.)
- [8] 李方刚, 李二珠, 阿里木·赛买提, 等. 融合多源时序遥感数据大尺度不透水面覆盖率估算[J]. 遥感学报, 2020, 24(10): 1243-1254. (LI Fanggang, LI Erzhu, SAMAT Alim, et al. Estimation of large-scale impervious surface percentage by fusion of multi-source time series remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(10): 1243-1254.)
- [9] 楼宇秦. 基于深度学习的的海水面提取及时空演变分析应用: 以杭州市为例[D]. 杭州: 浙江大学, 2021. (LOU Yuqin. Impervious surface extraction based on deep learning and spatio-temporal evolution analysis: a case study of Hangzhou [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2021.)
- [10] LV Xianwei, SHAO Zhenfeng, MING Dongping, et al. Improved object-based convolutional neural network (IOCNN) to classify very high-resolution remote sensing images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(21): 8318-8344.
- [11] 武花, 张新长, 孙颖, 等. 融合多特征改进型 PSPNet 模型应用于复杂场景下的建筑物提取[J]. 测绘通报, 2021(6): 21-27. (WU Hua, ZHANG Xinchang, SUN Ying, et al. Building extraction in complex scenes based on the fusion of multi-feature improved PSPNet model [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(6): 21-27.)
- [12] 陈斌, 王宏志, 徐新良, 等. 深度学习 GoogleNet 模型支持下的中分辨率遥感影像自动分类[J]. 测绘通报, 2019(6): 29-33. (CHEN Bin, WANG Hongzhi, XU Xinliang, et al. The classification by medium resolution remote sensing images based on deep learning algorithm of GoogleNet model [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(6): 29-33.)
- [13] GONG Peng, LI Xuecao, WANG Jie, et al. Annual maps of global artificial impervious area (GAIA) between 1985 and 2018 [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 236: 111510.
- [14] 张彦彦, 许海蓬, 吴涛, 等. 不同波段数目及组合对水深反演的影响[J]. 江苏海洋大学学报(自然科学版), 2020, 29(2): 45-49. (ZHANG Yanyan, XU Haipeng, WU Tao, et al. The influence of different band number and combination on bathymetric inversion[J]. Journal of Jiangsu Ocean University(Natural Science Edition), 2020, 29(2): 45-49.)
- [15] QIN Xuebin, ZHANG Zichen, HUANG Chenyang, et al. U2-Net: Going deeper with nested U-structure for salient object detection[J]. Pattern Recognition, 2020, 106: 107404.
- [16] HU Jie, SHEN Li, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [17] 翟涌光, 张鑫, 冀鸿兰, 等. 基于遥感影像的黄河内蒙古段冰-水分类研究[J]. 干旱区地理, 2022, 45(3): 763-773. (ZHAI Yongguang, ZHANG Xin, JI Honglan, et al. Ice-water classification in Inner Mongolia reach of the Yellow River based on remote sensing images[J]. Arid Land Geography, 2022, 45(3): 763-773.)
- [18] 黄磊, 陈尔东昊. 基于多特征 U-Net 网络的工程活动图斑快速识别[J]. 测绘通报, 2021(12): 75-78. (HUANG Lei, CHEN Erdonghao. Fast semantic segmentation of surface engineering activity area based on multi-feature U-Net[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2021(12): 75-78.)
- [19] 邓力维, 徐丽华. 重庆南川区生态环境变化及其对城市不透水面的响应[J]. 生态科学, 2022, 41(3): 107-116. (DENG Liwei, XU Lihua. Ecological environment changes and their responses to urban impervious surfaces in Nanchuan, Chongqing [J]. Ecological Science, 2022, 41(3): 107-116.)

- [20] IBSEN P C, JENERETTE G D, DELL T, et al. Urban landcover differentially drives day and nighttime air temperature across a semi-arid city[J]. Science of the Total Environment, 2022, 829: 154589.
- [21] 李益敏, 杨舒婷, 吴博闻, 等. 昆明市呈贡区不透水面时空变化及驱动力分析[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(2): 136-143. (LI Yimin, YANG Shuting, WU Bowen, et al. Spatiotemporal evolution of impervious surface and the driving factors in Chenggong District, Kunming City[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(2): 136-143.)
- [22] 李益敏, 刘心知, 吴博闻, 等. 基于遥感技术的不透水面动态变化研究: 以瑞丽市为例[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2021, 43(4): 716-724. (LI Yimin, LIU Xinzhi, WU Bowen, et al. Dynamic change of impervious surface based on remote sensing technology: a case study of Ruili City[J]. Journal of Yunnan University(Natural Sciences Edition), 2021, 43(4): 716-724.)
- [23] 黄菲, 刘正才, 谢婷, 等. 一种基于 NDISI 的复合权重波段双差值不透水面提取指数[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(10): 1850-1860. (HUANG Fei, LIU Zhengcai, XIE Ting, et al. A NDISI-based double-differenced remote sensing index with composite-weights for impervious surface information estimation[J]. Journal of Geo-Information Science, 2021, 23(10): 1850-1860.)
- [24] YANG Liuqing, YU Kunyong, AI Jingwen, et al. Dominant factors and spatial heterogeneity of land surface temperatures in urban areas: a case study in Fuzhou, China[J]. Remote Sensing, 2022, 14(5): 1266.
- [25] 方精云, 郭兆迪, 朴世龙, 等. 1981—2000 年中国陆地植被碳汇的估算[J]. 中国科学: 地球科学, 2007, 37(6): 804-812. (FANG Jingyun, GUO Zhaodi, PIAO Shilong, et al. Estimation of carbon sink of terrestrial vegetation in China from 1981 to 2000[J]. Science in China: Earth Sciences, 2007, 37(6): 804-812.)
- [26] 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. 遥感学报, 2005, 9(5): 589-595. (XU Hanqiu. A study on information extraction of water body with the modified normalized difference water index(MNDWI)[J]. Journal of Remote Sensing, 2005, 9(5): 589-595.)
- [27] 陈兴鹏, 温新龙, 郭磊. 基于 Landsat 8 卫星影像的南昌城市热岛效应研究[J]. 江西农业学报, 2017, 29(3): 103-108. (CHEN Xingjuan, WEN Xinlong, GUO Lei. Study on urban heat island effect in Nanchang based on landsat 8 satellite images [J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2017, 29(3): 103-108.)
- [28] 孙焕朝. 丹东-辽阳热红外遥感地温反演与地热资源探测方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2018. (SUN(Huan)(Chao|Zhao). Land surface temperature retrieval based on thermal infrared remote sensing data and research on the exploring methodology of geothermal resources in Dandong-Liaoyang [D]. Changchun: Jilin University, 2018.)
- [29] 王劲峰, 徐成东. 地理探测器: 原理与展望[J]. 地理学报, 2017, 72(1): 116-134. (WANG Jinfeng, XU Chengdong. Geodetector: principle and prospective[J]. Acta Geographica Sinica, 2017, 72(1): 116-134.)

(责任编辑: 邓国臣)

(上接第 16 页)

- [17] 国家铁路局. 铁路线路设计规范: TB 10098—2017[S]. 北京: 中国铁道出版社, 2017. (National Railway Administration. Code for design of railway lines; TB 10098—2017[S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2017.)
- [18] 杨菊花, 于月, 陈光武, 等. 基于列车运动约束的惯导误差抑制研究[J]. 铁道学报, 2020, 42(2): 65-72. (YANG Juhua, YU Yue, CHEN Guangwu, et al. Research on inertial navigation error suppression based on vehicle motion constraints[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(2): 65-72.)
- [19] 王昆仑, 陶庭叶, 黄祚继, 等. 一种结合 H_{∞} 滤波的 SINS/GNSS 组合无人机定位算法[J]. 测绘通报, 2018(5): 16-19. (WANG Kunlun, TAO Tingye, HUANG Zhaji, et al. A SINS/GNSS integrated UAV location algorithm combined with H_{∞} filter[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2018(5): 16-19.)
- [20] 黄建军, 王全辉, 胡坚耀. 知识辅助的多模型机动目标跟踪算法[J]. 数据采集与处理, 2017, 32(4): 684-693. (HUANG Jianjun, WANG Quanhui, HU Jianyao. Knowledge-aided multi-model maneuvering target tracking algorithm[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2017, 32(4): 684-693.)

(责任编辑: 路素军)