

呼伦贝尔遥感影像语义分割分类研究

王鹏宇, 包正义, 白双成, 魏 薇

(内蒙古师范大学 计算机科学技术学院, 内蒙古 呼和浩特 010022)

摘 要: 针对传统遥感解译效率低、区域高精度数据获取困难以及全国尺度产品难以满足小范围地类精细分析等问题, 依托谷歌地球引擎平台, 融合 Landsat 遥感影像与多源分类产品, 构建 2014—2024 年呼伦贝尔市多时相土地利用/覆被数据集。在此基础上, 采用 FCN、DeepLabv3+、U-Net 和 VM-Unet 等多种深度学习模型开展分类实验, 并进一步分析研究区土地利用的时空演变特征以及自然与社会多重因子对变化过程的驱动作用。研究表明: (1) 所构建的数据集能够有效支撑区域尺度分类任务, 深度学习模型分类精度达到 87.44%, Kappa 系数为 0.823, 能够较为准确地反映土地利用/覆被动态特征; (2) 近十年来, 草地面积呈持续减少趋势, 而耕地与不透水地表面积明显扩张, 林地和水体总体保持相对稳定; (3) 自然因子如 DEM 与坡度对耕地、林地与水体变化具有主导作用, 而人口增长与经济发展则明显推动了不透水地表的扩张, 同时多因子交互的综合驱动效应十分明显。

关键词: 深度学习; 土地利用/覆盖变化; 转移矩阵; 地理探测器; 语义分割

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-8735(2026)02-0195-10

DOI: 10.3969/j.issn.1001-8735.2026.02.010

土地利用/覆盖变化(land use and cover change, LUCC)是人类与自然互动的体现, 不仅是全球环境演变的关键指标, 也是衡量人类活动对自然环境影响的重要方式。这种变化反映了人类在不同阶段对土地的利用手段, 并揭示了人与自然之间复杂的互动关系, 为科学研究提供了丰富的数据支持^[1-3]。

传统的土地利用/覆盖分类方法主要包括基于像素的分类和基于对象的分类。基于像素的分类方法, 如支持向量机和最大似然分类, 广泛应用于处理小尺度遥感数据, 但在复杂背景和大规模数据的处理上存在精度不足和计算压力。基于对象的分类方法则通过图像分割提取形状、纹理等特征^[4], 适用于较为复杂的环境, 但计算量较大, 尤其在大范围影像应用中效率较低。尽管这些传统方法在实际应用中取得了不错的效果, 但在处理复杂土地利用类型时仍然存在局限性, 难以满足更高精度的需求。

随着深度学习的发展, 语义分割方法为土地利用/覆盖(land use and land cover, LULC)分类带来了新的突破。Shelhamer 等^[5]引入了全卷积神经网络(fully convolutional network, FCN)通过自动提取图像的高级特征, 将图像分类任务转变为像素级的语义分割, 大大提升了精度。Ronneberger 等^[6]提出 U-Net 模型, 其作为 FCN 的改进版进一步优化了分割精度, 尤其在边界处理上表现出色。袁盼丽等^[7]通过使用 DeepLabv3+、U-Net 等语义分割模型, 对新疆莫索湾垦区的土地利用类型进行分类, 深度学习算法在开展地物提取分类及动态变化监测工作时显示出良好性能。近年来, 基于 Transformer 模型和 Mamba 模型的应用逐渐兴起, Transformer 通过自注意力机制捕捉长程依赖关系, 特别是在处理大

收稿日期: 2025-09-02

基金项目: 国家自然科学基金资助项目“基于‘天-空-地’多源数据融合的三维大气 CO₂ 浓度模拟研究”(42467062); 内蒙古自治区自然科学基金重点资助项目“基于无穷维哈密顿系统及其算法的蒙古文智能信息处理模型与算法研究”(2023ZD10); 内蒙古自治区自然科学基金资助项目“蒙古高原大气 CO₂ 浓度时空变化及其与气象要素的响应关系研究”(2022LHQN04002); 内蒙古师范大学课题基金资助项目“内蒙古地区 XCO₂ 时空变化特征研究”(2021YJRC012)。

作者简介: 王鹏宇(2000—), 男, 在读硕士研究生。

通信作者: 包正义(1993—), 男, 副教授, 主要从事生态环境建模和遥感应用研究, E-mail: bzy@reis.ac.cn。

范围区域和多尺度特征时,展现出了优异的性能^[8-9];相比之下,Mamba作为一种在图像领域新兴的深度学习网络结构,利用结构化状态空间序列模型,在处理遥感影像的多尺度特征融合上具有明显优势^[10]。它能够有效地减少计算复杂度,同时提升土地利用/覆盖分类的精度和效率。尽管深度学习方法在遥感影像分类中取得了一定进展,但仍面临数据需求大、计算资源消耗高以及训练过程复杂等挑战。

因此,结合传统方法与深度学习技术,尤其在遥感影像的长期时间序列分类研究中,有助于提高分类精度和效率,揭示土地覆盖空间分布及其随时间的变化趋势^[11-13]。未来的研究可以在不同方法的对比中,深入探讨其在各种遥感影像中的适用性和局限性,为土地利用/覆盖变化的科学分析提供更全面的支持。

1 数据与研究区

1.1 研究区概况

呼伦贝尔市(47°05′~53°20′ N,115°13′~126°04′ E)面积约为 25.3 万 km²,北部与俄罗斯接壤,东部以嫩江作为界限与黑龙江省相邻,其地理位置及空间范围如图 1 所示。市内的西部为呼伦湖,中部主要为山地和林地,东部有大面积耕地。呼伦贝尔市处于寒温带季风气候区中,年平均气温为-5~3℃,年均降水量为 250~500 mm,海拔低于 500 m。呼伦贝尔市植被类型多样,以草原、森林为主体;市内水资源整体较为丰沛,有大小河流超过 300 条。充裕的草原与森林资源,使呼伦贝尔市成为生物多样性维护与天然碳汇作用的关键区域。

1.2 数据来源与预处理

输入数据为 2014—2024 年 Landsat 系列影像,并计算 NDVI、NDWI、NDBI、WBI、EVI 等指数辅助分类^[14-16],以 5 年间隔开展分类,选取 2015 年和 2019 年影像作为训练数据,最终获得 2014 年、2015 年、2019 年和 2024 年四个时相的影像。在数据筛选中,选择目标年份 6—9 月云量低于 30% 的影像,采用中值合成方法生成年际影像,并基于质量评估(QA)波段对云像素进行掩膜。为去除云空洞区域,采用前后一年影像进行时序插值填补,若数据缺失严重,则扩展至前后两年。考虑研究区范围广,为提升样本代表性,采用典型样本块提取模式,选择长时间内地类变化较小区域作为训练样本。

训练标签构建以目视解译为主,结合 3 种 30 m 分辨率的土地覆盖产品:FROM_GLC(清华大学,2015)、GLC_FCS30(中科院空天院,2015)、CLCD(武汉大学,2015)。经统一重分类,将其划分为耕地、林地、草地、水体、不透明水层和未利用地六类。对辅助产品中任意两者结果一致的区域,提取为候选样本,并结合目视解译成果,生成最终训练标签。其构建过程可表达为

$$\text{Label} = (\text{Label}_{\text{FROM_GLC}} \cap \text{Label}_{\text{GLC_FCS}}) \cup (\text{Label}_{\text{FROM_GLC}} \cap \text{Label}_{\text{CLCD}}) \cup (\text{Label}_{\text{GLC_FCS}} \cap \text{Label}_{\text{CLCD}}) \cup \text{Label}_{\text{ms}}, \quad (1)$$

其中,Label_{FROM_GLC}、Label_{GLC_FCS}、Label_{CLCD} 分别代表 FROM-GLC 数据产品、GLC-FCS30 数据产品、CLCD 数据产品以及目视解译结果的土地覆盖类型标签。

本研究借助 2014—2024 年长时间序列的 Landsat 卫星遥感影像,采用云掩膜与时序插值方法,并借助多时相影像聚合技术,极大提高了数据时空连续性和数据稳定性。创建了高质量训练样本集,将

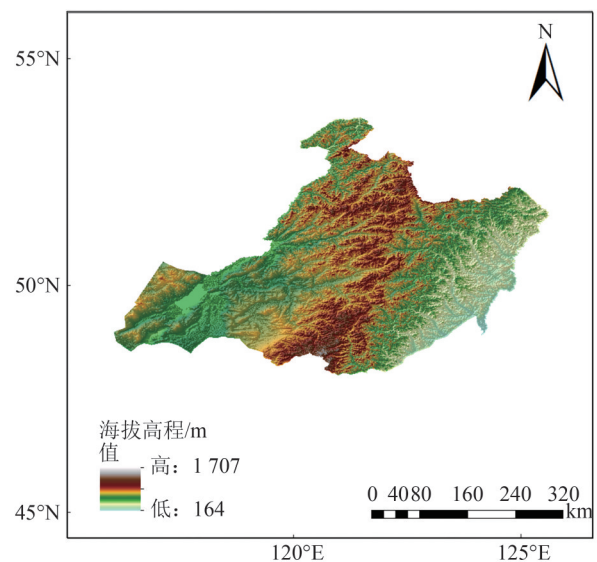


图 1 呼伦贝尔市地理状况

Fig. 1 Geography of Hulunbuir City

目视解译成果和三套土地覆盖数据产品融合,实现精准融合与标准化集成。在此基础上,构建包含多植被指数通道的多光谱遥感数据集,充分探究多时相、多源遥感数据里的信息潜力,极大增强了土地利用分类任务里数据的表达能力与样本代表性,为高精度分类提供数据基础与技术保障。

2 研究方法

本文开发了一套基于语义分割模型的 Landsat 遥感影像分类作业流程,旨在实现研究区土地覆盖的时序分类及变化剖析,全流程涉及四个核心性步骤:(1)划分数据集;(2)开展深度学习模型的训练进程;(3)深度学习模型的选择与土地覆被类型的分类推测;(4)分析 2014—2024 年间呼伦贝尔市土地覆盖类型时空特性与驱动因子。完整流程如图 2 所示。

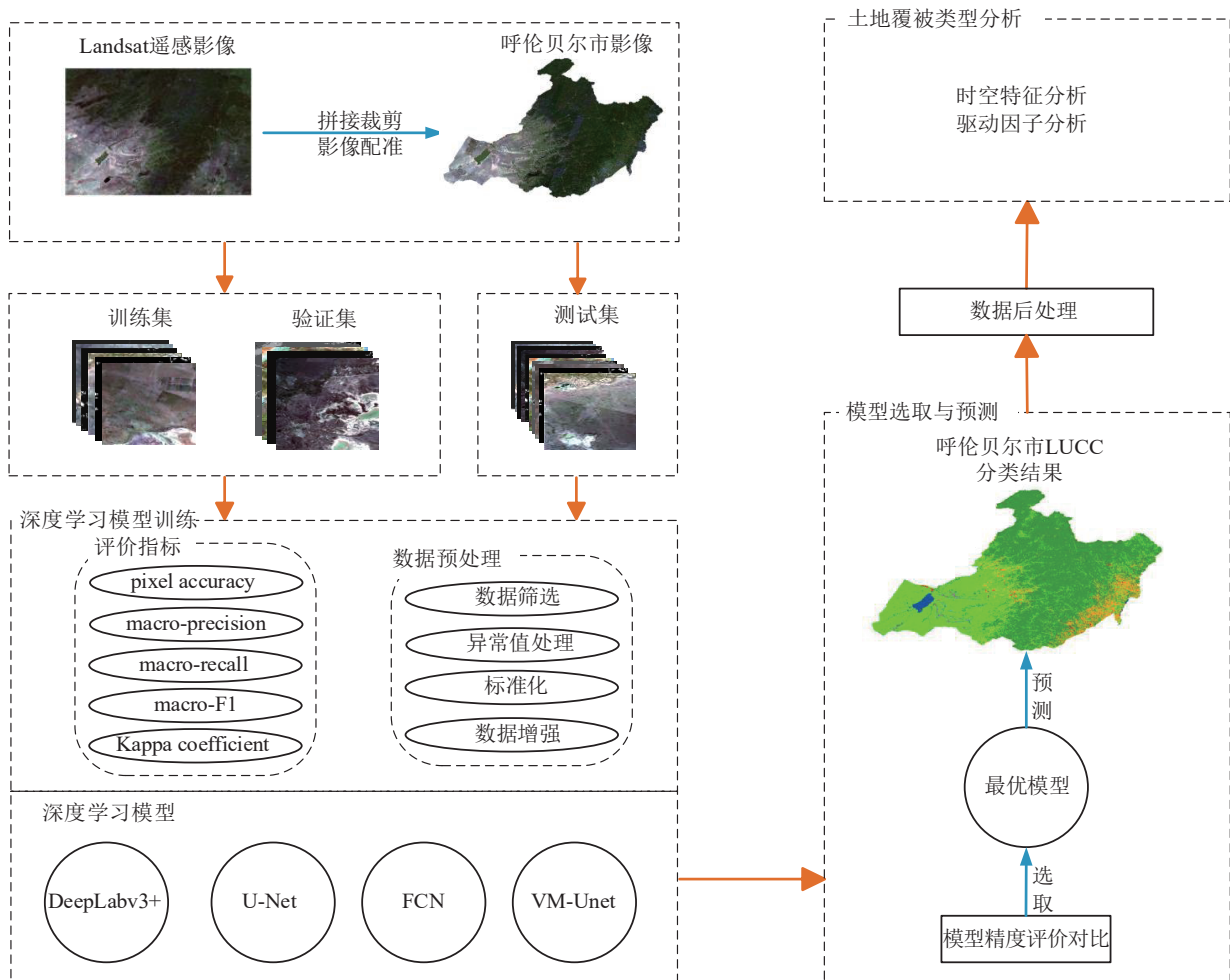


图 2 基于语义分割模型的遥感影像分类技术流程

Fig. 2 Semantic segmentation-based remote sensing image classification workflow

2.1 数据构建与增强

模型训练前,需对影像进行配准和裁剪,并合理划分数据集。以呼伦贝尔市行政边界为掩膜,裁剪镶嵌后的栅格数据,并完成影像与标签配准。为满足语义分割模型输入要求,将影像及标签裁剪为 256×256 像素块,经人工筛选后共生成 1 814 幅,其中 2015 年和 2019 年数据按 7:3 划分为训练集和验证集,其余年份作为测试集。随后,对影像异常值采用邻域均值插值修复,以保持数据连续性并降低传感器噪声和大气效应影响。为了增强模型的鲁棒性和泛化能力,本文对训练样本采用随机旋转、水平与垂直翻转等数据增强方法,其中随机旋转的角度范围设定为 $[-30^\circ, 30^\circ]$,以增强模型对不同角度

输入图像的适应性;水平与垂直翻转则通过 50% 的概率分别对图像进行翻转,提升模型对不同视角和空间布局变化的鲁棒性,同时还通过随机裁剪模拟视野变化,增强模型对不同尺度的物体位置变化的适应能力;最后,对影像实施逐波段归一化,消除了波段间数值差异,从而提升了特征一致性,保证了模型能够更有效地提取空间特征。

2.2 深度学习模型

在模型训练阶段,本研究选取 U-Net、FCN、DeepLabv3+ 等一系列经典语义分割网络,引入 Ruan 等^[17]提出的基于 VSS 模块的针对医学影像分割设计的先进网络 VM-UNet,实施全面的对照分析,以对各模型在多光谱遥感影像语义分割任务中的性能表现做全面评估。模型的训练过程使用了如下超参数设置:学习率为 0.001,批次大小为 32,优化器选择 Adam,动量设置为 0.9,权重衰减为 1×10^{-4} ,训练过程中采用了 50% 的学习率衰减策略。所有模型的训练均在 RTX 4090 GPU 上进行,训练周期设置为 200 个 epoch。考虑到多光谱遥感影像在数据结构、光谱维度方面,跟传统 RGB 图像有明显差异,且在土地覆盖类型方面普遍存在类别分布不均状况,本文对各模型输入层结构进行了针对性调整,以契合多波段遥感数据的特征维度及训练要求。本文引入加权交叉熵损失函数,通过为样本较少类别赋予更高权重的方式,明显提升了模型针对稀有类别的识别能力和整体分割精度。

2.3 评估指标

为了验证语义分割算法的性能,从整体分类精度、类别间平衡性以及分类一致性等方面,采用像素精度(pixel accuracy, Pa)、宏精确率(macro-precision, mP)、宏召回率(macro-recall, mR)、宏 F1 值(macro-F1, mF1)、Kappa 系数(Kappa coefficient, κ)对模型性能进行综合评估。

3 结果与分析

3.1 模型精度对比与评价

为验证所构建多通道遥感影像数据集的适用性及有效性,选取若干具有代表性的深度学习语义分割模型进行对比测试,各项指标对应的不同模型分类精度对比结果见表 1,能为后续挑选最佳模型以及优化数据集提供参考依据。

表 1 不同模型在各指标下的精度对比

Tab. 1 Accuracy comparison of different models

模型名称	Pa/%	mP/%	mR/%	mF1	κ
U-Net	85.20	85.73	85.25	0.851	0.819
FCN	83.34	81.92	80.76	0.813	0.776
DeepLabv3+	85.24	83.12	81.47	0.819	0.780
VM-UNet	87.44	86.63	86.37	0.859	0.823

根据表 1 精度评价结果,基于 Mamba 模块的 VM-UNet 在总体准确率

(87.44%)、宏精确率(86.63%)、宏召回率(86.37%)及宏 F1 值(0.859)上均优于对比模型,表现出更强的分类性能和类别判定稳定性,且 Kappa 系数达 0.823,显示分类结果具有较高一致性与可靠性。借助 Mamba 模块,VM-UNet 发挥结构优势,在本研究数据集上实现明显性能提升,在多类别遥感影像分类中展现出良好适应性。为验证区域真实土地覆被情况,随机选择牙克石市部分区域的遥感影像以及两种土地覆被图进行对比分析,如图 3 所示。结果显示,该区域中部在预测中划分出更多不透水面和水体,建筑物分布范围明显超过土地利用产品标注,水体边界也更清晰,更符合遥感影像的实际地物特征。

为了进一步验证预测结果的精度,本文根据融合后的 2015 年土地覆被数据标签结合高分辨率遥感影像,在研究区内选取了 17 990 个样本点进行精度验证,分类结果如表 2 所示。由于各个类别数量不均,要求抽取各个类别样本数量在 2 000 以上,经过对样本点的计算,分类具有较好的效果。

3.2 2014—2024 年呼伦贝尔 LUCC 时空特征分析

3.2.1 土地利用类型及各类型面积占比 本文以 2015 年和 2019 年遥感影像以及对应年份的融合标签为训练数据,完成多种深度学习模型的训练。并利用了 2014 年、2019 年和 2024 年的遥感影像完成

了 2014—2019 年每隔 5 年一次的土地覆被类型预测^[18-19], 预测结果如图 4 所示。

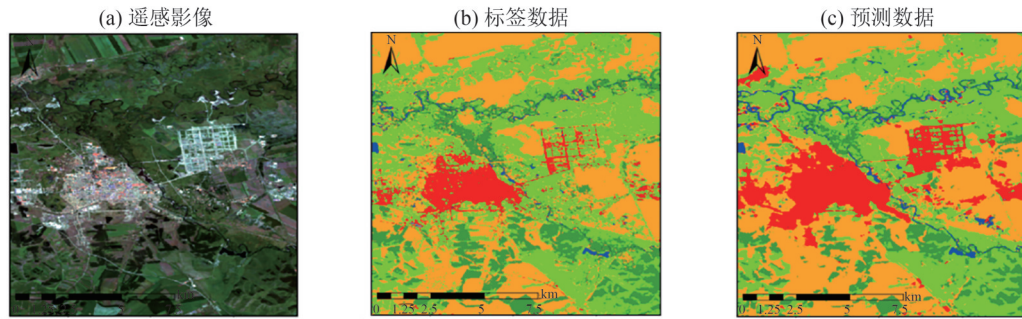


图 3 2015 年呼伦贝尔市牙克石市部分区域遥感影像与土地覆被分类结果对比

Fig. 3 Comparison of remote sensing image and land cover classification results for a part of Yakeshi City, Hulunbuir, in 2015

表 2 2015 年呼伦贝尔市各土地类型混淆矩阵统计及计算精度结果

Tab. 2 Confusion matrix statistics and accuracy assessment of land cover types in Hulunbuir City, 2015

	耕地	林地	草地	水体	不透水面	未利用土地
耕地	2 735	107	191	18	27	0
林地	57	4 058	141	11	0	0
草地	211	185	3 069	7	10	144
水体	19	32	21	2 331	19	110
不透水面	315	9	118	64	1 516	184
未利用土地	59	7	502	42	4	627
总体精度	88.86%	95.10%	84.64%	92.06%	68.72%	71.33%

基于预测结果, 针对 2014—2024 年呼伦贝尔市内各土地覆被类型面积占比进行了统计分析, 结果如表 3 所示。

由表 3 可知, 呼伦贝尔市 LULC 类型中, 林地面积占比最高 (54.19%~54.86%), 始终居主导地位; 其次为草地 (31.53%~32.75%); 耕地占比相对较小 (9.19%~9.58%), 变化平稳, 其余类型占比也有一定波动, 反映出区域生态环境与土地利用活动的动态关系。从变化幅度看, 2014—2024 年草地变化最明

表 3 呼伦贝尔市 2014—2024 年土地覆被类型面积占比统计

Tab. 3 Area proportion statistics of land cover types in Hulunbuir City, 2014—2024

类别	2014 年占比	2019 年占比	2024 年占比
耕地	9.19	9.38	9.58
林地	54.64	54.19	54.86
草地	32.75	32.69	31.53
水体	1.45	1.30	1.54
不透水面	0.35	0.43	0.57
未利用土地	1.62	2.01	1.92

显, 占比减少 1.22%, 表明覆盖范围持续缩减, 可能受农业扩展与城镇化协同影响。同期, 耕地占比增加 0.39%, 林地增加 0.22%, 水体增加 0.09%。整体上, 草地减少与耕地及不透水面的扩张形成鲜明对比, 凸显区域土地利用格局的调整趋势, 即耕地利用增强、建设活动增多。

3.2.2 土地利用类型空间变化分析 土地利用的空间变化反映了不同类型用地之间的相互转换, 有助于揭示其在不同时段内的演变特征与规律^[20-21]。为直观呈现各时期的空间变化格局, 本文制作了相应的土地利用类型转移图, 如图 5 所示。

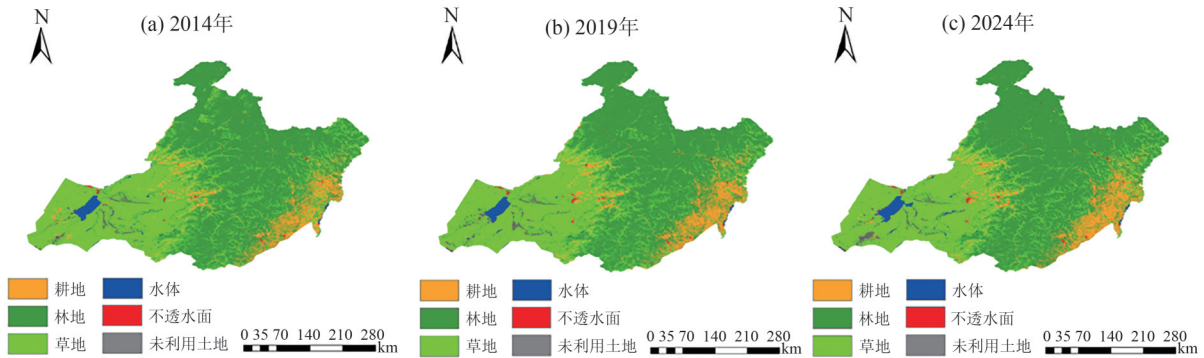


图 4 2014—2024 年呼伦贝尔市土地覆被预测结果图

Fig. 4 Land cover prediction maps of Hulunbuir City from 2014 to 2024

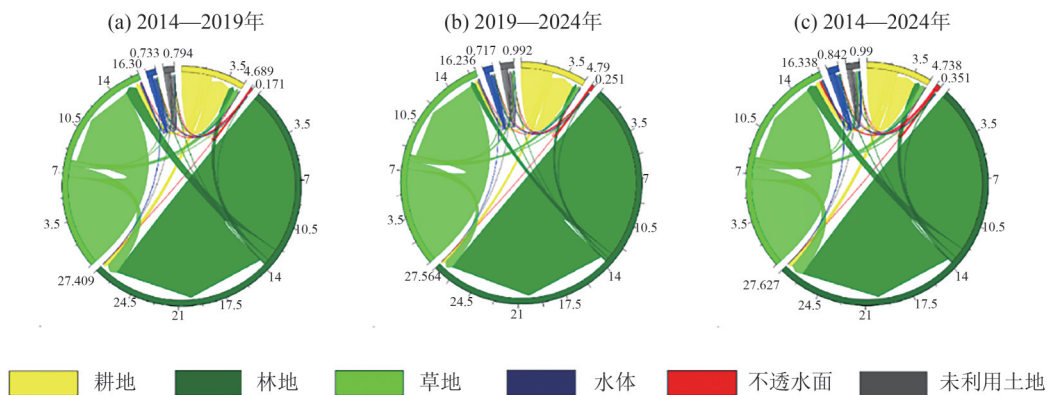


图 5 2014—2024 年呼伦贝尔市土地利用类型转移弦图

Fig. 5 Chord diagrams of land use type transitions in Hulunbuir City from 2014 to 2024

2014—2024 年,呼伦贝尔市土地利用呈现林地、耕地与草地的相互转换,草地向林地转化规模最大,推动林地范围扩大,而草地在林地和耕地双重扩张下明显下降,资源压力加剧。水体主要被草地和未利用地侵占,草地亦逐步被不透水面取代,表明自然水域受人类开发和气候变化影响。总体上,土地转化路径基本稳定,格局未发生明显变化。其中,2014—2019 年转化最为明显,空间动态特征突出,说明人类活动频率提升,土地利用调整加快;2019—2024 年转化速率放缓,区域模式趋于稳定。这种差异反映出宏观政策与区域发展节奏的变化,也为后续土地利用监测与优化提供了参考。

2014—2024 年呼伦贝尔土地利用转移矩阵如表 4 所示。2014—2024 年间,呼伦贝尔市地区耕地、林地与草地间的相互转移,表现较为明显,从 2014 年至 2024 年期间,耕地转化为林地、草地的面积,分别是 0.338 万 km²与 0.386 万 km²;林地转变为耕地和草地的面积,依次是 0.441 万 km²与 0.786 万 km²;草地转化为耕地、林地的面积分别为 0.404 万 km²与 0.974 万 km²,这反映出草地在土地利用转移中表现出较高活跃度,不透水面扩张主要通过占用草地实现,0.036 万 km²的草地被转化为不透水面,占总转移面积的比例为 23.12%,研究期内水体、不透水面和未利用地面积变化幅度不大,整体转移趋势不明显。

3.3 呼伦贝尔市 LUCC 驱动因素分析

地理探测器是一种用于空间数据挖掘与分析的有效方法,适用于揭示地理现象空间分布差异及其驱动机制^[22-23],其公式为

$$q = 1 - \frac{1}{N\delta^2} \sum_{h=1}^n N_h \delta_h^2, \tag{2}$$

式中, q 表示变量对空间分异的解释力, $q \in [0, 1]$, q 值越大,说明所选因子对因变量空间分布的解释能力越强,反之则越弱。 N 表示研究区域内样本总数, n 为分层(或子区域)数量, $h=1, 2, \dots, n$ 表示各具体分层, δ^2 为全区离散方差。

表 4 2014—2024 年呼伦贝尔土地利用转移矩阵
Tab. 4 Land use transition matrix of Hulunbuir, 2014—2024

	耕地	林地	草地	水体	不透水面	未利用土地	总计
耕地	1.547	0.338	0.386	0.011	0.023	0.014	2.319
林地	0.441	2.401	0.786	0.026	0.027	0.005	13.686
草地	0.404	0.974	6.593	0.049	0.036	0.204	8.260
水体	0.009	0.021	0.044	0.276	0.003	0.108	0.461
不透水面	0.013	0.004	0.136	0.002	0.047	0.007	0.209
未利用土地	0.005	0.003	0.133	0.017	0.006	0.244	0.408
总计	2.419	13.741	8.078	0.381	0.142	0.582	25.343

土地利用变化是自然与人类活动双重驱动因素综合作用的结果^[24-25]。本文基于地理探测器方法,对研究区选取的 6 个潜在驱动因子进行探测分析,包括:人口密度(X_1),气温(X_2),降水(X_3),GDP(X_4),坡度(X_5),DEM(X_6),以此来探讨各因子对 2019 年呼伦贝尔市土地利用变化的影响。

不同土地利用类型主要驱动因子的 q 值如表 5 所示。由表 5 可知,自然因素对耕地、林地、草地及水体等自然类土地解释力较强。其中,DEM 对耕地($q=0.288$)和林地($q=0.234$)影响明显,坡度对林地作用尤突出($q=0.238$),表明坡地与丘陵是林地首选分布区,自然地形因素联系紧密。社会经济方面,GDP 与不透水面相关性最高($q=0.568$),明显高于其他地类;在人口密集区域,不透水面 q 值为 0.231,显示城市化进程中人口集中推动作用。气候因子如气温和降水对水体影响明显,自然条件在其空间分布中起核心作用。

表 5 不同土地利用类型主要驱动因子的 q 值统计表
Tab. 5 q -value statistics of the major driving factors for different land use types

分类名称	DEM	坡度	气温	降水	GDP	人口密度
耕地	0.288	0.014	0.116	0.107	0.144	0.003
林地	0.234	0.238	0.299	0.261	0.077	0.015
草地	0.072	0.022	0.054	0.129	0.029	0.006
水体	0.143	0.112	0.107	0.158	0.022	0.003
不透水面	0.028	0.008	0.033	0.033	0.568	0.231
未利用土地	0.094	0.043	0.124	0.241	0.033	0.004

为进一步理解土地利用变化的复杂性,本文对双因子驱动机制进行了深入分析,旨在揭示不同因子组合对土地利用格局演变所产生的影响,各驱动因子交互探测结果如图 6 所示。

总体来看,各因子普遍呈现协同增强效应,解释能力明显优于单一因子^[26]。在地理探测器分析中, X_2 与 X_6 的交互对耕地空间分异影响突出, q 值为 0.375,表明温度与坡度的共同作用导致耕地面积减少。这一交互反映了温度与坡度的复合效应,温暖的气候与陡峭的地形不利于耕地的扩展,表明耕地主要集中在平坦且温暖的区域。 X_3 与 X_6 的交互则对林地空间变化有明显推动作用, q 值为 0.423,说明林地分布在坡度较大且湿润的区域,更加依赖于地形与气候条件的共同影响,这些区域的水分丰富和适宜的温度促进了林地的形成与扩展。草地对各驱动因子的反应偏弱, q 值普遍较低,最大 q 值仅为 0.25,表明草地的分布与演变机制复杂,可能受到更多因素的非线性交互作用,难以通过单一或简单的因子解释。 X_2 与 X_3 的交互对水体及未利用土地的空间演变具有明显影响, q 值为 0.396,表明在自然条件适宜的区域,这些土地类型更容易受到外部因素的驱动,发生空间转变。水域的空间演变受到 X_1 与 X_4 交互的明显影响, q 值高达 0.64,进一步证实了社会经济因子(如城市化和基础设施建设)在城市

用地扩张中的核心驱动作用。该交互表明,经济发展与交通基础设施的建设明显推动了水域空间的减少,尤其是在城市扩展区域。

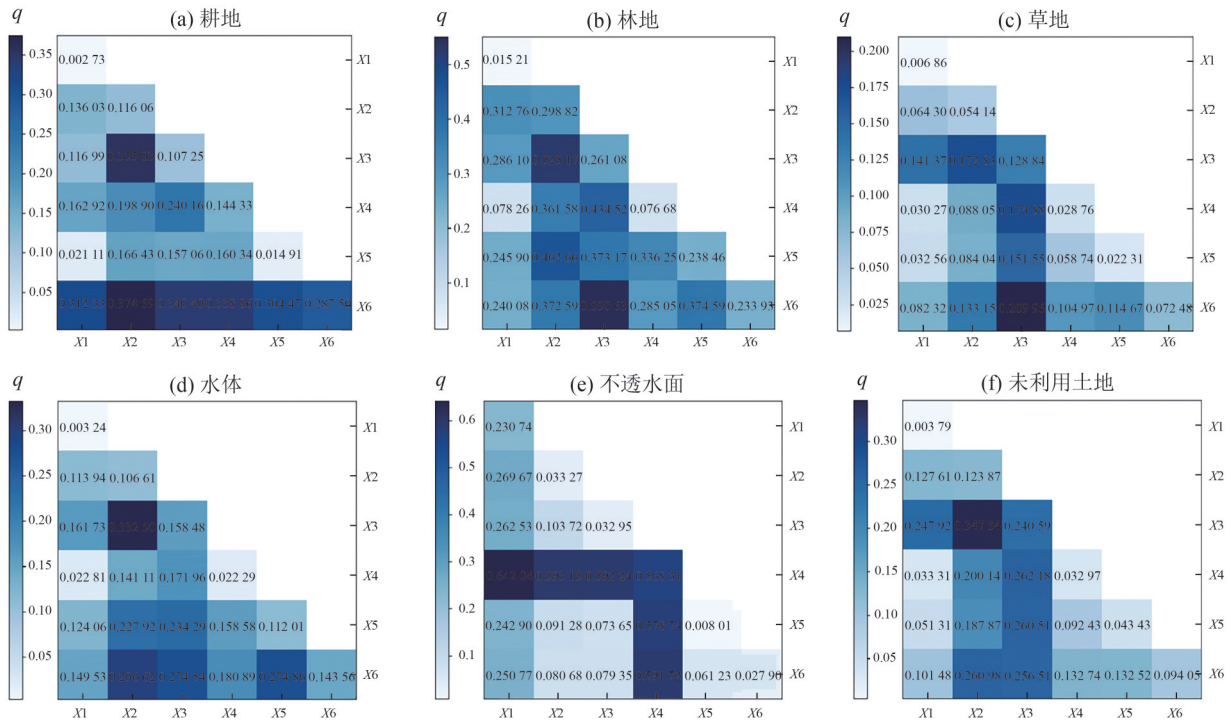


图 6 2019 年呼伦贝尔市各驱动因子交互探测结果图

Fig. 6 Interaction detection results of driving factors in Hulunbuir City, 2019

4 讨论

呼伦贝尔市土地利用类型多样,草地、林地与耕地之间频繁转化,其中草地向林地转化最为明显,反映了生态工程的积极成效。然而,草地逐渐边缘化,成为林地与耕地的主要来源,可能会影响碳汇能力,增加温室气体排放,进而对气候变化产生潜在影响。耕地总体稳定,体现了粮食安全与生态保护政策的调控成果,但气候变化,如温度升高和降水减少,可能影响农业生产的稳定性,增加土地利用压力,尤其在干旱地区。未透水面扩张主要侵占草地,进一步压缩自然生态空间,可能带来生物多样性损失和生态服务功能的下降,导致水源、土壤等生态资源的长期退化^[27]。

土地利用变化的驱动因子中,GDP 和人口密度主要驱动不透水面变化,体现城市化特征,推动了土地的硬化和城市扩张,可能加剧热岛效应,并对生态环境造成较大压力。气温和降水对林地变化有明显影响,温度升高和降水不稳定性可能加速林地退化,导致森林火灾的风险增加,进而影响区域的碳汇能力和生物多样性。草地与未利用地的变化更为复杂,受到气候变化、土地利用政策和经济活动的多重驱动,尤其在极端气候事件如干旱或暴雨的作用下,草地生态系统将面临更多的生存压力。

交互探测结果显示,因子间存在“增强型”作用,如 DEM、气温与 GDP 的交互对耕地变化有更强的解释力,反映出土地利用变化的非线性和复杂性。这一结果表明,在气候变化和人类活动的共同作用下,土地利用变化呈现出更为复杂的动态过程。未来的研究应结合高频遥感数据、气候变化模型和社会经济因素,进行动态建模和机制追踪,以应对快速变化的土地利用需求,并为区域土地管理与可持续发展提供更加科学的依据^[28-30]。

基于研究结果,建议未来加强草地和林地的保护,采取措施提高碳汇能力,减少极端气候事件对生态系统的负面影响,特别是在气候变暖的背景下,应加强对森林火灾和干旱等极端事件的监测与预警。政策层面应加强对城市扩张的控制,合理规划土地利用结构,尤其是在城市化进程中,要考虑到土地类

型转化对生态系统服务的影响。为了减少气候变化的负面影响,应鼓励草地生态修复和恢复性农业,提高生态系统的韧性,保护生物多样性,并确保区域的可持续发展。

5 结论

以传统语义分割算法为参考,结合土地利用数据融合与目视解译的优势,获得相对较高精度预测结果,并利用长时间序列卫星影像分析土地利用类型时空特征,结论如下:(1)基于多通道遥感影像数据集,深度学习模型能较准确识别土地利用类型,其中 VM-Unet 表现最优, P_a 与 Kappa 系数分别为 87.44% 和 0.823,表明该方法在 LUCC 检测上具有较高精度与可信度,可提供可靠的时空变化特征。(2)土地利用变化趋势:草地面积逐步下降,耕地及不透水面面积上升,林地和水体面积波动增长。整体上,耕地、林地和草地在十年间相互转换,其中草地被转化最多;水体、不透水面及未利用地转移规模相对较小。(3)深度学习结果的多因子驱动分析显示,土地利用变化受自然与人为因素共同作用,不同因素交互明显增强了土地覆盖变化的空间异质性和复杂性,为理论研究与实践提供可靠参考。

参考文献:

- [1] 寇许. 土地利用/覆盖变化对生态环境影响研究综述[J]. 能源与节能, 2017(1):92-93.
- [2] ZHOU D C, ZHAO S Q, ZHU C. The Grain for Green Project induced land cover change in the Loess Plateau: A case study with Ansai County, Shanxi Province, China [J]. Ecological Indicators, 2012, 23: 88-94.
- [3] 王昀琛,周晓,王鹏龙,等. 近30年长江中游城市群土地利用/覆盖时空格局分析[J]. 遥感技术与应用, 2025,40(1):132-143.
- [4] 王建芳,包世泰. 面向对象解译方法在遥感影像地物分类中的应用[J]. 热带地理, 2006, 26(3): 234-238.
- [5] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
- [6] RENNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.
- [7] 袁盼丽,汪传建,赵庆展,等. 基于深度学习的寒旱区多时序影像土地利用及变化监测:以新疆莫索湾垦区为例[J]. 干旱区地理, 2021, 44(6): 1717-1728.
- [8] 吴海滨,左云逸,王爱丽,等. CNN结合Transformer的高光谱图像和LiDAR数据协同地物分类方法[J]. 仪器仪表学报, 2025, 46(8): 286-301.
- [9] KHAN M, HANAN A, KENZHEBAY M, et al. Transformer-based land use and land cover classification with explainability using satellite imagery[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 16744.
- [10] CAO Y C, LIU C C, WU Z H, et al. Remote sensing image segmentation using vision mamba and multi-scale multi-frequency feature fusion[J]. Remote Sensing, 2025, 17(8): 1390.
- [11] 赵昊楠,马海燕,阿斯娅·曼力克,等. 基于深度学习和GEE的作物遥感分类[J]. 新疆农业科学, 2024, 61(11): 2807-2814.
- [12] KATTENBORN T, EICHEL J, FASSNACHT F E. Convolutional neural networks enable efficient, accurate and fine-grained segmentation of plant species and communities from high-resolution UAV imagery [J]. Scientific Reports, 2019, 9(1): 17656.
- [13] LU X Y, ZHONG Y F, ZHENG Z, et al. Multi-scale and multi-task deep learning framework for automatic road extraction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(11): 9362-9377.
- [14] EGOROV A V, ROY D P, ZHANG H K, et al. Landsat 4, 5 and 7 (1982 to 2017) analysis ready data (ARD) observation coverage over the conterminous United States and implications for terrestrial monitoring [J]. Remote Sensing, 2019, 11(4): 447.
- [15] 田庆久,闵祥军. 植被指数研究进展[J]. 地球科学进展, 1998, 13(4): 327-333.
- [16] 宋朝阳,史尚渝,王飞,等. 基于Google Earth Engine和Sentinel-2数据的耕地分类研究[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版), 2024, 52(11): 132-141.
- [17] RUAN J, LI J, XIANG S. VM-UNet: Vision mamba unet for medical image segmentation[J]. arXiv preprint arXiv,

- 2024:2402.02491.
- [18] 刘纪远,张增祥,庄大方,等. 20 世纪 90 年代中国土地利用变化时空特征及其成因分析[J]. 地理研究,2003,22(1):1-12.
- [19] 牟晓莉,李贺,黄翀,等. Google Earth Engine 在土地覆被遥感信息提取中的研究进展[J]. 国土资源遥感,2021,33(2):1-10.
- [20] TARIQ A, JIANG Y, LI Q T, et al. Modelling, mapping and monitoring of forest cover changes, using support vector machine, kernel logistic regression and naive Bayes tree models with optical remote sensing data[J]. Heliyon, 2023, 9(2):e13212.
- [21] FOLEY J A, DEFRIES R, ASNER G P, et al. Global consequences of land use[J]. Science, 2005, 309(5734): 570-574.
- [22] 谷新茹,杨可明,张程,等. 1987—2023 年闸河矿区植被覆盖度时空演化及驱动因子探究[J]. 环境科学,2025,46(12): 7841-7852.
- [23] 王群,刘鸣皋,蓝俊杰,等. 基于深度学习的闽西森林覆盖时空变化特征及驱动因子[J]. 生态与农村环境学报,2025, 41(10):1306-1316.
- [24] 陈威,钟敏,冯伟,等. 基于 GRACE/GRACE-FO 和 Swarm 卫星研究 2002—2020 年南极和格陵兰岛冰盖质量时空变化[J]. 地球物理学报,2022,65(3):952-964.
- [25] VELDKAMP A, FRESCO L O. Reconstructing land use drivers and their spatial scale dependence for Costa Rica (1973 and 1984)[J]. Agricultural systems, 1997, 55(1): 19-43.
- [26] 唐华俊,吴文斌,杨鹏,等. 土地利用/土地覆被变化(LUCC)模型研究进展[J]. 地理学报,2009,64(4):456-468.
- [27] 刘纪远,宁佳,匡文慧,等. 2010—2015 年中国土地利用变化的时空格局与新特征[J]. 地理学报,2018,73(5): 789-802.
- [28] SONG X P, HANSEN M C, STEHMAN S V, et al. Global land change from 1982 to 2016[J]. Nature, 2018, 560(7720): 639-643.
- [29] 潘宸,侯浩,唐伟,等. 基于 GEE 和 Sentinel-2 影像的杭州城市湿地精细化分类研究[J]. 北京师范大学学报(自然科学版),2024,60(3):447-458.
- [30] 董浩正,段后浪,于海玲,等. 1980—2023 年辽河口鹤鹑类水鸟栖息地质量时空变化[J]. 湿地科学,2025,23(1):1-10.

Semantic Segmentation and Classification of Remote Sensing Images in Hulunbuir

WANG Pengyu, BAO Zhengyi, BAI Shuangcheng, WEI Wei

(College of Computer Science and Technology, Inner Mongolia Normal University, Hohhot 010022, China)

Abstract: This study addressed the issues of low efficiency in traditional remote sensing interpretation, difficulties in acquiring high-precision regional data, and the challenge of nationwide products failing to meet the needs for fine-scale land classification analysis. Relying on the Google Earth Engine platform, this study integrated Landsat remote sensing images and multi-source classification products to construct a multi-temporal land use/land cover dataset for Hulun Buir City from 2014 to 2024. Based on this dataset, classification experiments were conducted using several deep learning models, including FCN, Deeplabv3+, U-Net, and VM-Unet. Additionally, the study further analyzed the spatial and temporal evolution characteristics of land use in the study area and the driving effects of natural and social factors on the change process. The results are as follows. (1) The constructed dataset effectively supports regional-scale classification tasks. The classification accuracy of the deep learning models reaches 87.44%, with a Kappa coefficient of 0.823, accurately reflecting the dynamic features of land use/land cover. (2) Over the past decade, the grassland area has shown a continuous decreasing trend, while the areas of arable land and impervious surface have significantly expanded. Forest land and water bodies have remained relatively stable overall. (3) Natural factors such as DEM and slope play a dominant role in the changes of arable land, forest land, and water bodies, while population growth and economic development have notably driven the expansion of impervious surfaces. Additionally, the comprehensive driving effects of multiple interacting factors are particularly evident.

Key words: deep learning; land use/cover change; transition matrix; geographic detector; semantic segmentation

【责任编辑 乔子翔】