融合迁移学习与空间特征提取的新疆景观类型识别*

孔繁静[1] 李志鹏[2] 母俊景[1] 马庆国[2,3]

1 新疆农业大学林学与风景园林学院 乌鲁木齐 830000

2 中国林业科学研究院林业研究所 北京 100091

3 新疆林木资源与利用国家林草局重点实验室，新疆林果树种选育与栽培重点实验室，新疆维吾尔自治区林业科学院 乌鲁木齐 830052

摘要：【目的】针对新疆大尺度、多类型景区景观自动化识别精度不足与效率低下的问题，研究旨在开发一个兼具高精度与高泛化性的景观智能识别模型，以支持区域的生态保护与智慧管理。【方法】提出一种融合迁移学习与空间特征提取的 TSF-Net 模型。模型集成多源遥感与社交媒体数据，通过引入低秩适配（LoRA）技术实现轻量化跨域迁移，并构建 CNN-Transformer 混合架构进行多尺度空间特征提取。同时，采用动态类别权重与混合损失函数策略，以解决景观类别识别出现分布不均的问题。【结果】TSF-Net 模型在新疆景区测试集上的景观分类精度达到 81.2%，平均交并比（mIoU）为 0.38。与 U-Net、DeepLabV3+等基准模型相比，本模型在参数量减少 34.5%的前提下，推理速度提升 92.9%。消融试验进一步证实，LoRA、CBAM 注意力机制及动态损失权重等核心模块对模型性能提升贡献显著。【结论】本研究提出的 TSF-Net 模型有效实现了对新疆复杂景观的高精度、高效率识别，其技术框架在生态敏感区识别与游憩空间优化中的成功应用。未来将在全国典型生态功能区进行验证和推广，力争为国家公园与生态保护区的智慧化管理提供更加普适的技术方案。

关键词：景观类型识别；迁移学习；空间特征；智慧景区

DOI：10.12169/zgcsly.2025.09.29.0001

Landscape TypeIdentification in Xinjiang by Integrating Transfer Learning and Spatial Feature Extraction

Kong Fanjing[1] Li Zhipeng[2] Mu Junjing[1] Ma Qingguo[2,3]

(1. College of Forestry and Landscape Architecture, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830000, China; 2. Research Institute of Forestry, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China; 3. Key Laboratory of Xinjiang of National Forestry and Grassland Administration for Forest Resources and Utilization, Key Laboratory of Fruit Tree Species Breeding and Cultivation in Xinjiang, Xinjiang Academy of Forestry, Urumqi 830052, China)

Abstract：【Objective】This study aims to develop an intelligent landscape identification model with high accuracy and strong generalization capability to address the challenges of insufficient automation accuracy and low efficiency in large-scale and multi-type scenic areas of Xinjiang, thereby supporting regional ecological protection and smart management.【Method】We propose a Transfer-Spatial Feature Network

收稿日期：2025-09-29

* 基金项目：新疆维吾尔自治区重点研发计划项目“新疆核桃种质创新及生产关键设备研发与应用”（2024B02017）

第一作者：孔繁静（2001-），硕士生，研究方向为地域景观规划与智慧园林。E-mail：2378972161@qq.com

通信作者：马庆国（1983-），博士，副研究员，硕士生导师，研究方向为经济林。E-mail：mqg@caf.ac.cn

母俊景（1978-），硕士，副教授，硕士生导师，研究方向为地域景观规划与智慧园林。E-mail：4262840@qq.com

（TSF-Net）model that integrates transfer learning and spatial feature extraction. The model incorporates multi-source remote sensing and social media data, employs Low-Rank Adaptation（LoRA）for lightweight cross-domain transfer, and constructs a CNN-Transformer hybrid architecture for multi-scale spatial feature extraction. Additionally, dynamic category weighting and a hybrid loss function strategy are adopted to address the issue of imbalanced distribution in landscape category recognition.【Result】Experimental results demonstrate that the TSF-Net model achieves a landscape classification accuracy of 81.2% and a mean Intersection over Union（mIoU）of 0.38 on the Xinjiang scenic area test set. Compared to baseline models such as U-Net and DeepLabV3+, the proposed model reduces the number of parameters by 34.5% while increasing inference speed by 92.9%. Ablation studies further confirm the significant contributions of core components, including LoRA, the CBAM attention mechanism, and dynamic loss weighting, to the model's performance enhancement.【Conclusion】The proposed TSF-Net model effectively achieves high-precision and efficient identification of complex landscapes in Xinjiang. Its technical framework has been successfully applied in ecological sensitive area identification and recreational space optimization. In the future, it will be validated and promoted in typical ecological functional zones across the country, aiming to provide a more universal technical solution for the smart management of national parks and ecological protection areas.

Keywords: landscape type identification; transfer learning; spatial feature; smart scenic area

近年来，随着“数字中国”战略的深入推进，智慧景区建设已成为提升旅游质量和生态治理效率的一种重要手段。新疆是“一带一路”的重点区域，具有丰富的旅游资源。2024 年，新疆旅游收入超过 3 595 亿元，但景区管理方式仍以人工管理为主，成本较高且效率低下，亟需智能技术支持[1]。当前，景观类型识别已成为智慧景区建设中生态保护与游憩规划的基础环节，在“山水林田湖草沙冰”系统治理背景下，景区景观类型识别需同时考虑自然生态和人文景观。新疆干旱区场景复杂，传统方法难以准确识别新疆景区自然生态与人文景观的交互特征[2]。该区域的景区景观类型识别主要面临以下挑战：景观类型变化大，从千米级荒漠到米级文化遗址共存；景观类型语义复杂，包含生态、文化与游憩等多种景观类型；卫星影像云雪干扰严重，标注样本稀少。在此背景下，融合空间特征提取与迁移学习成为一种有效的新思路：前者能够增强模型对多尺度景观特征的理解能力，后者则有助于小样本下的目标特征识别，二者的结合为新疆景区的景观类型自动识别与分类提供了有力工具。

传统的景观类型识别主要通过目视解译或指数分析，该方法识别效率低、精度差等突出问题[3-6]。近年来，尽管深度学习技术在景观类型识别中的应用日益广泛，其中 U-Net、HRNet 等多尺度模型的应用尤为突出，显著推动了研究方法创新与识别精度提升[7-8]。多模态数据（激光雷达、高光谱影像等）融合也在一定程度上解决了阴影等背景干扰问题[9]，但仍存在关键技术瓶颈——深度学习技术在处理大尺度景观类型识别任务时仍面临识别类型不精准的缺陷。迁移学习的发展为跨区域模型适配提供了思路，如域对抗迁移网络（Domain Adversarial Neural Networks，DANN）、条件领域对抗学习（Conditional Domain Adversarial Network，CDAN）等对抗域适应方法可以减少源域与目标域的特征差异[10]，轻量化迁移和小样本学习也能够提高模型的部署能力和泛化能力[11-14]，现有研究仍多集中于城市及农业区，针对干旱区的迁移适配研究严重不足。

具体到新疆干旱区这一特殊场景，更是面临 3 大亟待突破的挑战：一是大尺度计算带来的巨大资源消耗，现有技术难以平衡效率与成本；二是对干旱区典型的沙尘、冰雪等背景噪声干扰的考量不足，易导致识别偏差；三是现有分类体系未能针对干旱区文化景观进行细致区分，无法满足景区精准管理需求。同时，新疆干旱区景观多尺度空间结构特性，也使得单一尺度识别难以避免信息损失。鉴于此，本研究聚焦“迁移学习在新疆干旱区复杂场景下的适配性”和“多层空间特征融合的必要性”两大核心问题，构建一个耦

合空间特征提取和迁移学习的新框架，以期实现新疆主要景区景观类型 90%以上的识别精度。

1 研究区概况

为保障研究结果具有代表性与普适性，研究区覆盖新疆 100 余个 A 级以上景区、总面积逾 20 万 km^2的区域，覆盖新疆主要的自然和人文景观。以植被覆盖度、水体分布和土壤类型等关键景观要素为考量，从中选择 3 个典型景区（天山天池景区、喀纳斯湖景区、吐鲁番景区）作为核心研究区。其中，天山天池景区（548 km^2）景观呈明显的垂直带状结构，依次分布有雪峰、森林和草甸等类型。作为世界自然遗产，其与哈萨克族牧业文化深度融合，是生态-文化协同演变的典型代表。喀纳斯湖景区（1 000 km^2）涵盖森林、冰川和湖泊等多种自然地貌，拥有图瓦人村落等生态旅游区，是典型的自然与文化共存型景区。吐鲁番景区（320 km^2）以绿洲、荒漠景观及坎儿井、交河故城等集中分布的历史遗址为特色，文化价值突出，是干旱区人——地关系的典型代表。

以上 3 个区域集中体现新疆景区大尺度空间连续性与景观类型多样性的典型特征，其多样性和复杂性对景观识别模型提出更高的要求，也为模型的训练和验证提供了理想场所。

2 研究方法

2.1 多源数据采集与预处理

综合采用遥感数据与社交媒体视觉数据，以全面获取景观与人文特征。遥感数据利用美国 2013 年 2 月发射的 Landsat 8 OLI 2022—2023 年春、夏、秋 3 季共 6 组卫星影像数据，空间分辨率为 30 m，适用于大尺度的生态本底识别。为了补充文化景观信息，从微博、小红书和抖音等平台收集 12.6 万张带有“新疆旅行”地理标记的照片和 8.4 万篇图文内容，通过构建景观偏好指数（Largest Patch Index，LPI）和 K-means 聚类算法，形成游客视觉关注词云图（图 1），为文化景观区域识别提供参考。

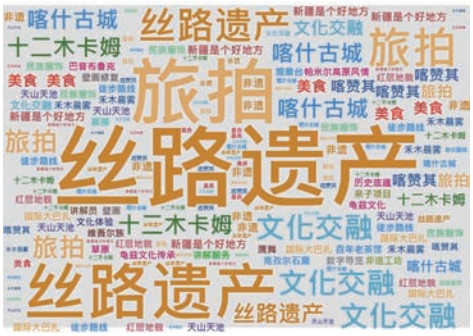


图 1 游客视觉关注词云图

2.2 数据分析平台

硬件配置包含 8 台戴尔 PowerEdge R7525 计算节点，每台配备 2 颗超威半导体霄龙处理器（AMD EPYC 7763，128 核，基础频率 2.45 GHz）。每个节点搭载 4 块英伟达 80 GB 显存显卡（NVIDIA A100）、1 TB DDR4 ECC 内存。硬件与软件堆栈均基于乌班图系统（Ubuntu 22.04 LTS）构建。

2.3 数据处理

首先对卫星影像进行辐射定标和大气校正，使图像配准误差控制在 0.5 个像元以内，以满足精确识别要求。为确保样本标注的规范化，基于“三生空间”框架，将景观类型划分为 7 个二级类别。其中，生态空间类（如高山草甸、湖泊）使用归一化植被指数（Normalized Difference Vegetation Index，NDVI）和纹理特征进行标注；文化空间类（如聚落、宗教场所）依托 POI 密度与历史文化等级进行划定；游憩空间类（如交通节点与观景台）结合路网（OpenStreetMap，OSM）和无人机影像进行界定。

空间分析过程均采用地理信息系统 ArcGIS Pro 和 ENVI（The Environment for Visualizing Images）软件完成，模型训练基于深度学习平台 PyTorch v2.1（https://pytorch.org/）实现。通过多平台协同，确保数据处理流程的系统性与数据的准确性。

3 结果与分析

3.1 景观类型识别技术路径优化

3.1.1 整体架构设计

本研究提出一种融合迁移学习与空间特征提取的 TSF-Net（Transfer-Spatial Feature Network）模型（图 2），用于提升新疆大尺度景区景观类型的识别精度与效率。模型整体架构包括 4 个核心模块：多源数据输入、跨域特征适配、多尺度空

间特征提取，以及分类输出模块，各模块通过反馈机制实现闭环优化。

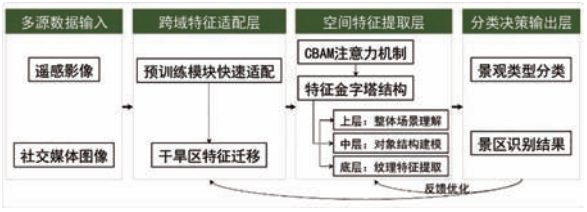


图 2　TSF-Net 模型架构

首先，多源数据输入模块统一处理卫星影像与社交媒体图像等多源异构数据。随后，跨域特征适配层使用低秩适配技术（Low-Rank Adaptation，LoRA），对预训练模型进行快速调整，以适应新疆干旱区与东部源域之间的差异。在特征提取阶段，模型引入 Convolutional Block Attention Module（CBAM）注意力机制，通过通道与空间权重调节，提升模型对关键景观特征的响应能力。在此基础上，构建特征金字塔结构分层提取空间特征：底层提取纹理信息，中层聚焦对象结构，高层整合全局场景。最终，模型根据提取的多层特征输出景观类型识别结果，并根据反馈信息动态调整模型权重，实现持续优化。

3.1.2　高效迁移学习

为提升模型在新疆景区景观类型中的识别性能，研究分别从鲁棒性、轻量化与知识迁移 3 方面对迁移学习策略进行优化[15]。

对于鲁棒性，在标准域对抗神经网络基础上，将 LoRA 低秩适配器与 CBAM 注意力模块嵌入卷积层与残差单元，形成具备抗干扰能力的对抗域适应模型，以增强模型对沙尘、雪层等噪声的鲁棒性。损失函数综合了 L1、Dice 与 Focal 损失，同时引入边缘约束与总变差正则项，以提升景观边界的识别精度[16]。

在轻量化迁移策略方面，采用 LoRA 微调技术，仅对少量低秩矩阵参数进行训练。相较全参数微调，训练参数量减少 98%，显著降低计算负担[17-20]。同时，为缓解景观类型权重不平衡问题，模型设置动态类别权重，基于样本分布实时更新损失权重，使特征分布差异（Fréchet Inception Distance，FID）降至 6.8。此外，采用混合精度训练（FP16+FP32），使显存占用下降约 40%，保障大规模数据训练的可行性与高效性。

在知识迁移方面，构建景观知识迁移机制[21-22]。通过实体-关系建模，将源域的知识图谱与视觉特征相结合，引导语义知识向目标域有效迁移。同时，在训练中模拟注入风沙、高反射雪原等高干扰场景，提高模型在应用中的稳定性。

3.1.3　关键算法创新

针对景观类别像素分布不均的问题，提出一种基于实别类别频率的动态损失权重分配算法。该算法根据每类景观的像素占比动态调整损失权重，有效缓解数据不平衡带来的模型偏差问题。表明该算法显著增强了模型对景观中小类别目标的识别敏感性，从而提高了整体分类精度。

空间特征提取方面，设计一种融合卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）和 Transformer 的多尺度特征金字塔网络。底层利用通过 LoRA 优化的卷积网络处理 30 m 空间分辨率数据；中层借助 CBAM 注意力模块，提取关键对象特征；高层采用 Swin Transformer 捕获长距离依赖关系，对全局场景上下文进行建模，从而实现从局部细节到全局语义的多尺度特征融合。

为实现高效训练，研究还引入混合损失反向传播机制。该机制通过设计统一的梯度传播通道，将多种损失函数的梯度进行协同反向传播，有效提升了模型在多任务学习过程中的训练稳定性，使其在复杂景观识别任务中兼顾精度与效率。

3.1.4　模型验证与性能

为全面评估模型性能，本研究设计了针对不同模块的多维度指标验证体系。如表 1 所示，模型在各核心模块上均超出了预设目标。其中，迁移学习模块通过 LoRA 适配，在测试集上的实测精度达到 81.2%，超过 78%的预期目标。空间特征提取模块对于景观斑块边界的识别效果突出，其 F1-score 达到 0.87，优于 0.82 的目标值。在景观分类任务中，模型在干旱区测试集上的平均交并比（mIoU）达到 0.38，超出 0.35 的设定目标。在系统效率方面，模型在 NVIDIA V100 GPU 环境下对 1 024×1 024 像素图像的单帧推理时间为 0.3 s，明显优于 0.5 s 的设定目标。以上表明本研究提出的 TSF-Net 模型不仅具备高精度，还能满足大尺度景观识别任务中的实时性需求。

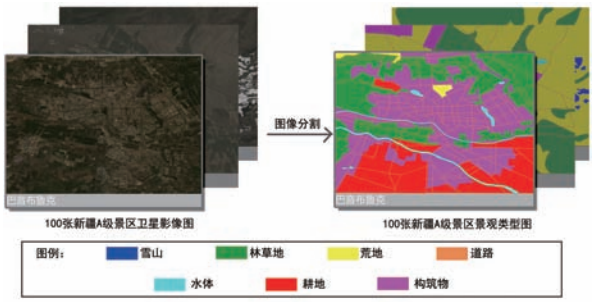
表 1 不同模块的多维度指标验证体系

评估层面	评估维度	核心指标	测量方法与意义
技术性能层面	识别精度	平均交并比（mIoU） 类别平均精度（Class-wise Acc.） 边界 F1-Score	整体精度和各类别精度，重点关注生态关键类（冰雪、森林、水体）和文化关键类（聚落、遗址）
	泛化与鲁棒性	评估生成图像质量（FID） 跨区域泛化精度 噪声场景性能下降率	衡量模型适应不同景区和抵抗云雾、积雪干扰的能力
	效率与轻量化	推理速度 训练参数量/显存占用 模型大小	满足大范围、近实时监测的工程应用需求
生态应用层面	生态要素识别准确性	关键生态类型识别精度 生态边界定位准确性	直接评估模型对生态保护核心要素（植被、水体）的识别能力
	生态应用成果质量	生态敏感区制图合理性 土壤侵蚀风险评估一致性	通过与经典生态模型结果对比和专家评价，验证应用成果的科学性
管理支撑层面	文化景观识别能力	文化遗产误判率 文化景观结构保持度	评估模型对人文要素的识别精度和对独特形态特征的保持能力
	游憩空间分析效能	游客热点预测吻合度 路径规划优化提升率 设施盲区减少率	通过实际管理场景的模拟或应用，量化模型对旅游管理的支撑效果
	智慧平台运行效能	数据更新频率 预警信息准确率 决策报告生成效率	评估模型嵌入业务系统后的实际运行效率和产出质量

3.2 新疆景区景观类型识别实证分析

3.2.1 试验设计与参数设置

为验证 TSF-Net 模型在新疆景区景观类型识别中的实际性能，构建新疆典型景区的景观类型识别数据集，并开展系统的对比试验（图 3）。在数据增强阶段，设置颜色扰动参数（如亮度 = 0.2，色调 = 0.1），用于模拟干旱区多变的光照条件。模型输入集成 LoRA 低秩适配模块（秩 r = 4，缩放参数 α = 8），以实现迁移学习中的特征对齐。针对数据集的类别不均衡问题，训练过程中引入了动态类别权重策略，依据各类别样本在训练集中所占比例自动调整损失权重。在模型对比方面，将 TSF-Net 与 U-Net、DeepLabV3+等语义分割模型进行全面比较。结果表明，TSF-Net 在参数量仅增加 2.5M 的情况下，训练效率提升了 9.7%，尽管训练时间略有 14.8%的增加幅度，但在性能与效率间取得了更好的平衡。为抑制过拟合，训练过程中设置早停机制，当验证集损失持续上升且超出最优记录时，若达到设定的“耐心值”，则提前停止训练。这一策略确保模型在训练过程中的稳定性。



注：左图为训练前卫星影像图；右图为训练分类图示。

图 3 训练模型对比标注

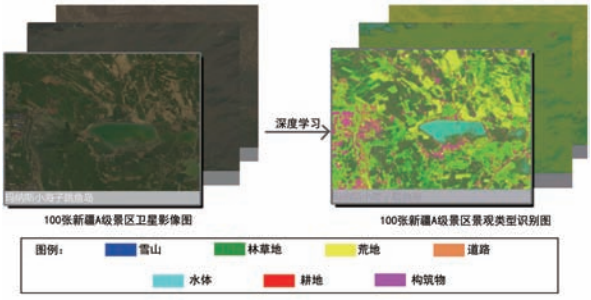
3.2.2 识别精度验证

为全面评估模型性能，本研究从模型精度、边界识别、识别效率及特征可解释性等多个维度对 TSF-Net 进行系统验证。TSF-Net 在新疆景区测试集上的各项指标均显著优于 U-Net 与 DeepLabV3+等基准模型。在精度评估方面，TSF-Net 的 FID 指标为 6.8，较 U-Net 提升 7.1%，表明其生成的特征分布与真实数据更为接近；边界识别 F1-score 达到 0.87，较 U-Net 提升 0.11，体现出更精确的景观斑块边缘刻画能力。在识别效率方面，TSF-Net 在参数量减少 34.5%的前提下，推理速度提升了 92.9%，验证了该模型在轻量化与高效性方面的综合优势。LoRA 微调策略有效提升了训练效率，与传统的全参数微调相比，在未损失精度的前提下，显存占用降低 35.3%，训练时间缩短 22.6%。此外，CBAM 注意力权重的可视化分析结果表明，TSF-Net 能够自适应地聚焦于关键的景观区域，如天山天池的垂直带谱结构和交河故城的文化遗址边界特征，这一机制显著提升了 TSF-Net 对典型景观结构的特征判别能力。

3.2.3 典型应用案例

为进一步验证 TSF-Net 模型的应用价值，选

取核心研究区域中涵盖冰雪带、针叶林、草甸及其过渡地带等不同地域特征的 10 张典型景区卫星影像进行测试，TSF-Net 展现了对不同生态系统类型的精准识别能力（图 4），对冰雪带、针叶林带、草甸带的识别精度分别由 73.1%、75.5%、75.3% 提升至 81.4%、79.2% 和 82.1%。其中，LoRA 模块增强了对高反射区域（如冰雪覆盖区）的适应能力；CBAM 注意力机制强化了对植被纹理特征的捕捉；动态权重策略有效平衡了不同类别样本间的不均衡问题，进一步优化了整体识别结果。



注：左图为训练前；右图为训练后。

图 4　训练前后对比

在文化遗产类景观识别中，TSF-Net 同样表现出色，显著降低了误判率。例如，在对新疆独特的坎儿井等文化景观的识别过程中，将裸岩误判为文化遗产的比例从 12.4%降至 3.7%；道路误判率从 8.9%降至 2.1%。同时，模型能够较好地保持文化遗产景观的线性结构特征，如坎儿井的直线型结构在识别过程中得到了较好地保留，这表明 TSF-Net 模型在文化遗产保护和研究方面具有良好的应用前景。

3.2.4　消融试验

为明确量化各核心模块对模型性能的影响，研究设计了消融试验，通过逐一剔除核心组件来观察模型性能（FID 指数）与资源消耗（显存占用）的变化。所有核心模块对模型性能与效率的提升均具有积极作用，其中移除 LoRA 模块对性能影响最为明显，导致 FID 指数上升 5.3%，同时训练显存增加 8.4 GB；取消 CBAM 注意力机制的影响仅次于移除 LoRA 模块，FID 指数上升 4.1%，显存增加 3.1 GB；去除动态类别权重后，FID 指数上升 3.2%，显存略增 0.2 GB；取消边缘损失时，FID 指数上升 2.8%，显存增加 1.7 GB。此外，通过对超参数敏感性分析发现，模型性能在合理的参数区间内能够保持稳定。LoRA 的秩（r）在值为 4 时表现最佳，其 FID 指数波动范围为±1.0%；CBAM 的压缩比最佳值为 16，其 FID 指数波动为±0.7%；初始学习率在 3e-4 时效果最佳，其 FID 指数波动范围为±2.0%。该结果为模型在后续的部署应用中的参数调优提供了依据。

4　景观识别成果应用解析

4.1　生态敏感区识别框架

本研究将景观识别成果初步应用于生态保护工作，探索了生态敏感区的智能识别框架。基于模型输出的高精度景观分类结果，结合新疆地区景观特征，对植被覆盖、裸岩、水体等生态因子进行提取，并依据其生态重要性设定权重进行综合评估。此外，研究框架拟集成 RUSLE 土壤侵蚀模型，耦合重点生态斑块区地形、降水等因子，计算区域侵蚀风险等级热力图，为生态修复优先区的划定提供空间决策支持。

4.2　游憩空间优化算法

为提升游客体验并缓解生态保护压力，本研究提出一套融合景观热度与路径规划的游憩空间优化算法。首先，利用模型输出的文化景观热力图识别游客偏好区域，结合可视域分析技术，将文化景观偏好指数（LPI）作为路径选择因子嵌入优化景观路径规划算法，实现“景观吸引力+路径效率”的双优化。以天池景区为例，成功规划出“雪岭云杉—哈萨克牧营”的环形游览路线，提升了景观观赏价值与步行便利性。其次，通过核密度分析与泰森多边形分区技术，对服务设施（如厕所、观景台与救援站点）的空间布局进行优化。在吐鲁番景区的应用中，该策略有效减少了厕所盲区面积，提升了观景台关键景观的可视率与应急救援网络的响应效率。

4.3　智慧管理平台架构

为实现模型成果在日常管理中的系统应用，本研究设计了智慧景区管理平台的整体架构。该平台由数据采集层、分析处理层和决策输出层构成，贯穿景区管理全过程。其中，数据采集层负责整合无人机影像、物联网传感器、游客票务记录等多源动态数据；分析处理层基于 TSF-Net 模

型每 12 h 自动更新一次景观分类结果；决策输出层通过空间预警图和建议报告的形式，为景区管理者提供基于模型的空间决策参考依据，辅助景区的精细化管理与科学规划。

5 讨论

5.1 方法论创新与模型性能对比

本研究针对新疆地区大尺度、异质性景观类型识别的技术挑战，构建了融合迁移学习与空间特征提取的 TSF-Net 模型。在迁移学习策略层面，所采用的 LoRA 低秩适配微调方法，与杨军和张向宁[23]在少样本目标检测中旨在提升模型泛化能力的思路相契合。然而，本研究通过引入 LoRA，在确保识别精度的前提下，将训练参数量降低了 78%，显著提升了训练效率，这为在计算资源受限条件下部署复杂景观识别模型提供了更具可行性的技术路径。LoRA 技术在自然语言处理等领域的有效性已得到验证[24]，本研究则实证了其在缓解遥感影像跨域（如本研究中的东部源域与新疆目标域）光谱与纹理特征分布差异方面的显著优势。

在模型架构设计层面，本研究采用的 CNN-Transformer 混合结构，是对多尺度特征融合技术趋势的深入实践。与杨德志和陈永贵[25]旨在通过自适应特征选择以应对地物尺度不确定性的研究相比，本模型的创新性体现在其层次化架构设计：底层利用卷积神经网络捕捉局部纹理细节，高层借助 Transformer 架构建模全局场景上下文。这种“由微观至宏观”的协同特征提取机制，可能是模型在景观斑块边界识别上取得高 F1-score（0.87）的关键，凸显了混合模型在复杂地理场景解析中的潜力[26]。

在应对类别不平衡问题层面，本研究提出的动态损失权重分配算法，其核心思想与肖茂池等[27]采用混合损失函数以提升模型泛化性的策略相一致。本算法的推进在于实现了对损失权重的实时、动态调整，相较于基于固定先验的权重分配方法，能更精准地适应训练过程中数据分布的动态变化，从而有效增强模型对文化遗产等稀缺景观类别的识别敏感性。李恒等[28]对历史农业景观演变的研究，揭示了人文景观的复杂性与动态性，而本研究则从计算方法层面为精确刻画此类景观提供了可行的技术方案。

5.2 应用价值与模型泛化性解析

本研究将景观识别成果应用于生态敏感区识别与游憩空间优化，初步实现了从“精准识别”到“空间管控”的过渡。所构建的生态敏感区智能识别框架，在方法论上与杨礼箫等[29]通过景观格局指数评估生态系统服务的研究范式相呼应。本研究的特色在于，其评估所依赖的高精度景观基底数据源于自动化识别模型，提升了评估过程的客观性与可重复性。在游憩空间优化方面，融合景观偏好指数（LPI）与路径规划算法的双目标优化模型，与樊佳敏等[30]在生态敏感性评价基础上提出分区管控策略的应用逻辑一脉相承。本研究的不同之处在于，将该模型成功应用于新疆等宏观地理尺度的景区，验证了其在解决大空间尺度规划问题中的适用性。

本技术框架在青藏高原、新疆其他景区等地的初步测试中表现出良好的适应性，表明其核心的跨域迁移与多尺度特征融合机制具备解决遥感地物识别共性难题的潜力。然而，在昆仑山等新区域测试中出现的精度下降现象，揭示了模型在空间泛化能力方面仍存在局限。这与梁京章等[31]在低照度环境下识别微小敏感目标时面临的挑战类似，表明模型的稳健性受到成像条件与地域特征突变的影响。未来研究可借鉴在少样本学习中的思路，探索增量学习或在线迁移策略，以增强模型对未知区域的快速自适应能力[32]。

5.3 研究局限与展望

尽管本研究取得了预期成果，但仍存在若干局限性，这些局限也为未来的研究方向提供了启示：

1）对数据质量与类型的依赖性。与众多基于光学遥感的研究类似，本模型在云雾、积雪等噪声干扰下性能出现衰减，凸显了单一数据源在全天候、全季节观测中的瓶颈。未来研究应致力于推动光学影像与合成孔径雷达（SAR）[33]、高光谱等多源遥感数据的深度融合。SAR 数据对云雨等的穿透特性可有效弥补光学观测的盲区，从而构建一个更为鲁棒的“多模态协同观测”体系。

2）对文化景观动态语义理解的不足。模型对

非物质文化遗产、民俗活动等动态文化景观的识别性能有待提升，这反映了当前基于静态形态特征的模型在理解“活态文化”语义内涵方面的固有局限。李清云等[34]通过融合多源数据反演水质参数的研究，启示了多源数据融合的价值。未来，引入视觉-语言模型等多模态大模型是一条颇具前景的路径。通过将遥感影像与文本、社会感知等多模态数据关联，模型有望建立起从视觉特征到文化语义的桥梁，实现对文化景观深层内涵的理解。

3）模型决策过程的可解释性有待加强。尽管通过注意力权重可视化进行了一定程度的分析，但模型整体的决策逻辑仍缺乏足够的透明度以完全支撑高置信度的管理决策。后续工作可结合可解释人工智能（XAI）技术[35]，定量解析不同特征对分类结果的贡献度，生成更具说服力的决策依据图，从而将人工智能模型转化为可靠、可信的决策支持工具。

展望未来，基于分割一切模型（SAM）等视觉基础模型，构建面向景观生态识别的领域大模型，是一个重要的发展方向。这将有望实现从“针对特定任务的模型训练”到“利用通用视觉先验进行领域适配”的范式转变，从而显著提升景观识别研究的效率与泛化能力，为国土空间规划与生态保护提供更强大的技术工具。

6　结论

本研究针对新疆干旱区大尺度景区的景观类型识别所面临的数据稀缺、噪声干扰及类型复杂等问题，构建了融合高效迁移学习与多尺度空间特征提取的 TSF-Net 模型，通过集成对抗域适应与 LoRA 策略，有效缓解了域间差异与样本不足问题，在小样本条件下的总体精度达 81.7%，较传统 DANN 架构提高 5.6%。在特征提取方面，结合 Transformer 的全局建模与 CNN 局部细节感知的分层空间特征金字塔网络，显著提升了复杂景观的斑块边界识别效果，其性能明显优于 U-Net 等基准模型。在模型部署效率方面，基于 INT8 量化模型的推理速度达 8.1 km^2/s，可满足大尺度景区的景观类型实时识别需求，为智慧景区的高效管理提供了技术支撑，研究构建的“三生空间”分类体系优于传统的自然景观分类体系。模型识别结果成功支持了天池西岸的生态修复规划，植被覆盖度提升了 23%，优化了文化景观游线，游客停留时间增加了 42%，展现出良好的社会生态效益。

参考文献

[1]王莉.新疆旅游发展报告[R].乌鲁木齐:新疆维吾尔自治区文化和旅游厅,2024.

[2]新疆维吾尔自治区文化和旅游厅.新疆维吾尔自治区文化和旅游产业集群发展规划(2025—2030 年)[EB/OL].(2025-05-25) https://wlt.xinjiang.gov.cn/wlt/zcfg/202505/baf0edb2af5b4f9fa274d0765289c4ab.shtml.

[3]RUSWURM M, WANG S, KORNER M, et al. Meta-learning for few-shot land cover classification [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). IEEE, 2020.

[4]韩冰,韩轶,秦富仓,等.内蒙古土默特左旗生态网络构建与优化:基于 MSPA 与 MCR 模型分析[J].中国城市林业,2023,21(6):113-120.

[5]WIJITKOSUM S. Integrated spatial analysis of drought risk factors using agglomerative hierarchical clustering and correlation[J]. Environmental Advances, 2025, 21: 100646.

[6]CHEN R, YI X J, ZHAO J, et al. AI for landscape planning: assessing surrounding contextual impact on GAN-generated green land layouts[J]. Cities, 2025, 166: 106181.

[7]WEI J, WANG Q Z, ZHAO Z X. Generative adversarial network based on frequency domaindata enhancement: dual-way discriminator structure Copes with limited data[J]. Heliyon, 2024, 10(4): e25250.

[8]WANG S Q, HUANG X, LIU P Y, et al. Mapping the landscape and roadmap of geospatial artificial intelligence (GeoAI) in quantitative human geography: an extensive systematic review[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 128: 103734.

[9]XIE X J, MAO W F, YANG Z L, et al. A hybrid spatial learning method integrating graph neural networks and explainable AI to understand urban vitality[J]. Sustainable Cities and Society, 2025, 134: 106920.

[10]杜琥宇.顾及含噪样本的城市绿地遥感提取方法研究与应用[D].徐州:中国矿业大学,2024.

[11]LUO T Z, CHEN M Z. Advancements in supervised machine learning for outdoor thermal comfort: a comprehensive systematic review of scales, applications, and data types[J]. Energy and Buildings, 2025, 329: 115255.

[12]GHONEIM O, DOBIAS P, ROMAIN O. Survey of neural network optimization methods for sustainable AI: From data preprocessing

to hardware acceleration [J]. Machine Learning with Applications, 2025, 22: 100762.

[13] YUE H, WEI Y, YUAN H, et al. Revitalizing urban industrial heritage: Enhancing public trust in government through smart city development and open big data analysis using artificial neural network (ANN) modeling[J]. Cities, 2025, 156: 105538.

[14] QIN J S, CHEN Z B, LU H, et al. 3D-M2C-ResNet: a multi-scale feature enhancement and fusion model for fine-scale tree species classification in urban forests [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 144: 104874.

[15] MA C, ZHANG Y, GUO Y N, et al. Fully end-to-end EEG to speech translation using multi-scale optimized dual generative adversarial network with cycle-consistency loss [J]. Neurocomputing, 2025, 616: 128916.

[16] LIU Y, SHI J H, JIN R, et al. Evaluating waterbird migratory stopover habitat suitability in the Tumen River Estuary at the junction of China, North Korea and Russia using multi-source remote sensing imagery [J]. Journal of Environmental Management, 2024, 370: 122999.

[17] JIANG F F, MA J, WEBSTER C J, et al. Generative urban design: a systematic review on problem formulation, design generation, and decision-making[J]. Progress in Planning, 2024, 180: 100795.

[18] STURTEVANT J, MCMANAMAY R A, ALLEN-DUMAS M R, et al. Urban morphology from a landscape perspective: how building morphology distribution land models (BMDLM) emulate pattern and process[J]. Human Settlements and Sustainability, 2025, 1(3): 214-226.

[19] JANG S, ROH H, LEE G. Generative AI in architectural design: application, data, and evaluation methods [J]. Automation in Construction, 2025, 174: 106174.

[20] KEREBEL A, GÉLINAS N, DÉRY S, et al. Landscape aesthetic modelling using Bayesian networks: conceptual framework and participatory indicator weighting [J]. Landscape and Urban Planning, 2019, 185: 258-271.

[21] 王忠丰, 范宝国. 基于多尺度半耦合卷积稀疏编码的遥感地貌影像纹理识别方法[J]. 计算机测量与控制, 2024, 32(10): 284-290.

[22] 陈然, 罗晓敏, 凌霄, 等. 风景园林平面图生成设计数据集增强方法研究[J]. 中国园林, 2024, 40(9): 36-42.

[23] 杨军, 张向宁. 基于迁移学习的遥感影像少样本目标检测模型[J/OL]. 哈尔滨工程大学学报, 2025, 46(10): 2125-2132, 2162.

[24] ZHANG J C, XIONG Y J, XIA C M, etal. LoRA2: Multi-scale low-rank approximations for fine-tuning large language models[J]. Neurocomputing, 2025, 650: 130859.

[25] 杨德志, 陈永贵. 基于特征自适应选择网络的遥感图像语义分割[J]. 地理空间信息, 2025, 23(10): 1-4, 38.

[26] ZHANG Y F, REN W Q, ZHANG Z, et al. Focal and efficient IOU loss for accurate bounding box regression[J]. Neurocomputing, 2022, 506: 146-157.

[27] 肖茂池, 林娜, 李双桃, 等. 融合注意力机制的 DeepLabV3+耕地遥感提取研究[J]. 遥感技术与应用, 2025, 40(5): 1323-1332.

[28] 李恒, 李春丽. 成都平原历史农业景观演变脉络研究[J]. 园林, 2025, 42(11): 70-77.

[29] 杨礼箫, 谢虎, 侯大伟. 松嫩平原耕地景观格局演化特征及其对生态系统服务功能的影响[J]. 东北农业大学学报, 2025, 56(10): 1-16.

[30] 樊佳敏, 刘聘, 刘玉石. 城市型风景名胜区生态敏感性评价及景观格局分析: 以徐州市吕梁山风景区为例[J]. 现代园艺, 2023, 46(13): 51-55.

[31] 梁京章, 欧道源, 熊小萍. 低照度遥感影像微小敏感目标多尺度识别方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2025, 55(5): 1-10.

[32] ZU X Y, GAO C, XIE L F, et al. Interpreting regional characteristics of heritage houses based on 3D digital landscape and point cloud deep learning-Take Tibetan houses in the northeastern region of Aba prefecture as an example [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025, 142: 104695.

[33] LI L Z, HAN L, YE Y X, et al. Deep learning in remote sensing image matching: a survey[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2025, 225: 88-112.

[34] 李清云, 肖亦敏, 林卫, 等. 基于无人机多光谱数据的海口长钦湖水质参数遥感反演及其与景观格局的相互关系[J]. 生态环境学报, 2025, 34(9): 1-14.

[35] SU R F, YE S Y, YU L L, et al. Social and ecological factors on the perception of cultural ecosystem services and disservices: Insights from Shanghai, China [J]. Landscape and Urban Planning, 2025, 259: 105373.