

DOI:10.11686/cyxb2025108

<http://cyxb.magtech.com.cn>

赵琳兴, 王雁鹤, 王子超, 等. 基于无人机和 Landsat 数据的近 30 年三江源地区土地退化动态监测. 草业学报, 2026, 35(2): 1—14.

ZHAO Lin-xing, WANG Yan-he, WANG Zi-chao, *et al.* Dynamic monitoring of land degradation in the Three-River Headwaters Region over the past 30 years using unoccupied aerial vehicle imagery and Landsat data. Acta Prataculturae Sinica, 2026, 35(2): 1—14.

基于无人机和 Landsat 数据的近 30 年三江源地区土地退化动态监测

赵琳兴¹, 王雁鹤¹, 王子超², 徐马强^{1*}, 李泽宇¹, 祁昌贤¹, 崔宝祖¹, 王宗保¹

(1. 中国地质调查局西宁自然资源综合调查中心, 青海 西宁 810000; 2. 北京林业大学草业与草原学院, 北京 100083)

摘要: 土地退化严重威胁我国生态系统稳定与粮食安全。三江源地区作为西部重要的生态屏障, 面临突出的土地退化问题, 影响区域生态安全与社会经济发展。本研究基于实地采样、无人机与 Landsat 数据, 随机森林(RF)、支持向量机(SVM)、分类和回归树模型(CART), 构建多源数据的土地退化监测框架, 监测近 30 年(1993、2003、2013、2023 年)三江源地区土地退化动态, 并分析其时空演变特征。结果表明: 1) 无人机与卫星数据结合使用可以明显提高退化识别精度, 基于“光谱—植被指数—地形”特征的随机森林模型精度最优, 土地沙化识别精度达 94.73%, F1 分数为 95.85%, “黑土滩”型退化识别精度达 90.98%, F1 分数为 95.18%。2) 1993—2023 年, 未退化与“黑土滩”型退化面积先增后减, 盐渍化面积呈波动变化, 先增加后减少再增加, 沙化面积持续减少, 各类型面积稳定不变面积占比超 1/2。3) 总体上, 黑土滩和沙化等级呈减轻趋势, 重度黑土滩与中度沙化面积明显减少; 轻中度盐渍化变化较小, 重度盐渍化面积下降。本研究可为生态脆弱区土地退化监测提供新思路, 并为区域生态保护与可持续发展提供科学依据。

关键词: 三江源地区; 土地退化; 无人机; Landsat; 遥感监测

Dynamic monitoring of land degradation in the Three-River Headwaters Region over the past 30 years using unoccupied aerial vehicle imagery and Landsat data

ZHAO Lin-xing¹, WANG Yan-he¹, WANG Zi-chao², XU Ma-qiang^{1*}, LI Ze-yu¹, QI Chang-xian¹, CUI Bao-zu¹, WANG Zong-bao¹

1. Xining Center of Natural Resources Comprehensive Survey, China Geological Survey, Xining 810000, China; 2. School of Grassland Science, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

Abstract: Land degradation is a critical ecological and environmental issue that threatens ecosystem stability and food security in China. As a key ecological barrier in western China, the Three-River Headwaters Region is undergoing severe land degradation, which presents significant challenges for regional ecological security and socioeconomic development. Based on field sampling, unoccupied aerial vehicle (UAV) imagery, and Landsat data, this study established a multi-source data framework for monitoring land degradation by employing random forest (RF), support vector machine (SVM), and classification and regression tree (CART) models. The framework was applied to monitor land degradation dynamics in the Three-River Headwaters Region over the past three decades (1993—2003, 2003—2013, and 2013—2023), and to analyze its spatiotemporal evolution patterns. The results

收稿日期: 2025-03-27; 改回日期: 2025-04-21

基金项目: 中国地质调查局项目(DD20243409)资助。

作者简介: 赵琳兴(1992—), 男, 青海西宁人, 本科。E-mail: zhaolx9208@163.com

* 通信作者 Corresponding author. E-mail: 651110732@qq.com

indicate that: 1) The integration of UAV and satellite data significantly improved the accuracy of degraded land detection. Among the models tested in this study, the RF model based on spectral and vegetation indexes and topographic features achieved the highest accuracy. Specifically, the accuracy of identifying desertified land reached 94.73% with an F1-score of 95.85%, while the accuracy of detecting degraded black soil beach land reached 90.98% with an F1-score of 95.18%. 2) From 1993 to 2023, the areas of non-degraded land and degraded black soil beach land initially increased and then decreased. The area of salinized land showed a fluctuating trend—increasing initially, then decreasing, and increasing again, while the area of desertified land continuously declined. For all degradation types, more than half of the affected areas remained in a stable state throughout the monitoring period. 3) Overall, both the severity of black soil beach degradation and desertification showed a decreasing trend, with substantial reductions in the area of severely degraded black soil land moderately desertified land. In contrast, there were only small changes in the area of mildly and moderately salinized land, but a notable decrease in the area of severely salinized land.

Key words: Three-River Headwaters Region; land degradation; unoccupied aerial vehicles; Landsat; remote sensing monitoring

土地退化是指因自然过程或人类活动导致土地生产力和生态功能下降的过程,其范围广泛,包括土壤侵蚀、土地沙化、盐渍化等。随着极端气候事件频发和人类活动加剧,全球土地退化问题愈发严重,25%的土地严重退化,36%的土地中轻度退化,退化面积以每年12万km²的速度扩张^[1]。这不仅威胁着生态系统的稳定,还会对粮食安全和社会经济发展产生深远影响。我国土地退化问题尤为突出,35%的国土遭受侵蚀与荒漠化影响,草地退化率高达90%,冰川退缩超过18%^[2-3]。当前,如何科学、精准地监测土地退化状况及其演变过程,已成为全球环境与资源管理的重要研究方向之一。

国际上关于土地退化的研究起步较早,20世纪70年代联合国粮农组织首次在《Land Degradation》系统提出了土地退化的概念,并逐步形成从土壤、植被到生态功能多层面的研究框架^[4]。近年来,随着遥感技术的发展,多种监测手段被用于分析土地退化的空间分布及动态变化,如Landsat、MODIS等长时间序列数据,用于监测土地退化的趋势和模式^[5];Sentinel-2、高分辨率航空遥感等数据用于局部区域精细化监测^[6-7]。然而,这些方法仍然存在一定的局限性,如传统地面调查耗时费力、卫星遥感空间分辨率不高等。在此背景下,无人机遥感技术因其灵活高效、高空间分辨率等优势,逐渐被应用于土地退化监测,为高精度分析土地退化过程提供了新工具^[7-9]。

目前,土地退化监测主要使用两种方法,一是传统的人工调查法,通过野外定位采样获得高精度数据,在小区域能获得比较准确的结果,但难以推广到大尺度区域;二是基于遥感技术的监测,能够快速获取区域尺度土地退化信息,但精度和细节表达受限于数据分辨率^[10-11]。近年来,学者们尝试结合无人机和卫星遥感数据,利用多源数据(多光谱数据-Landsat、Sentinel-2、MODIS;高光谱-Hyperion;雷达-Sentinel-1;近地面无人机-DJI P4 Multispectral),探索从大尺度监测到局部精细分析的综合监测体系^[4,7,12]。这种多层次、多维度的研究模式,为解析土地退化过程与制定治理方案提供了关键技术支持^[13]。

三江源地区作为中国最大的自然保护区,土地退化问题尤为严重^[14],冰川退缩、湿地面积减少、土地“黑土滩化”、沙化和盐渍化现象频发,对区域生态安全和畜牧业可持续发展构成了严重威胁^[15-19]。然而,当前针对土地退化的研究多集中于单一退化类型、单一指标或短时间序列分析,缺乏多源遥感数据融合的系统性研究,尚无统一的评价指标体系,尤其在长时间动态变化与局部高精度监测结合方面仍有很大的提升空间^[20-21];其次,模型算法上机器学习、深度学习、时间序列分析等算法创新在退化土地分类、影像分割、监测土地长期变化方面还有待进一步发展^[22-23];修正土壤流失方程(revised universal soil loss equation, RUSLE)量化水土流失量、可持续发展目标(sustainable development goals, SDG)指标评估土地覆盖/生产力/碳储量变化、新型指标的发现等促进了模型与指标体系的演进^[24-25];局地、区域、全球等多尺度土地退化监测网络不断完善。

本研究旨在基于无人机和 Landsat 多源数据,开展 1993—2023 年三江源地区土地退化的动态监测,探讨退化的时空演变特征及其空间异质性。当前,如何在高原复杂生态系统中实现退化土地的精确识别与长期动态监测,仍是遥感生态研究中的核心科学问题。与以往单一数据源或中低分辨率影像主导的研究相比,本研究在三江源地区引入无人机高精度数据作为目视解译的样本数据源,并与 Landsat 卫星长时间序列数据相结合,构建多源遥感监测框架。不仅能够全面揭示区域退化的宏观趋势,还可为重点退化区域的精细化治理提供科学依据。这一研究为多源遥感技术在复杂生态系统监测中的应用提供了示范,也为区域生态恢复与可持续发展规划提供了理论支撑。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于三江源地区(31°39′—37°10′ N, 89°24′—102°27′ E)(图 1),地处青藏高原腹地,该区地形地貌以山原和峡谷为主,中西部和北部为高寒草甸区,是我国重要的沼泽湿地生态系统的主要分布区。草地是研究区分布最广的土地覆被类型(主要包括高寒草甸类、高寒草原类、山地草甸类、温性草原类 4 大草地类型,并以高寒草甸类面积最大),占研究区土地面积的 85.4%。

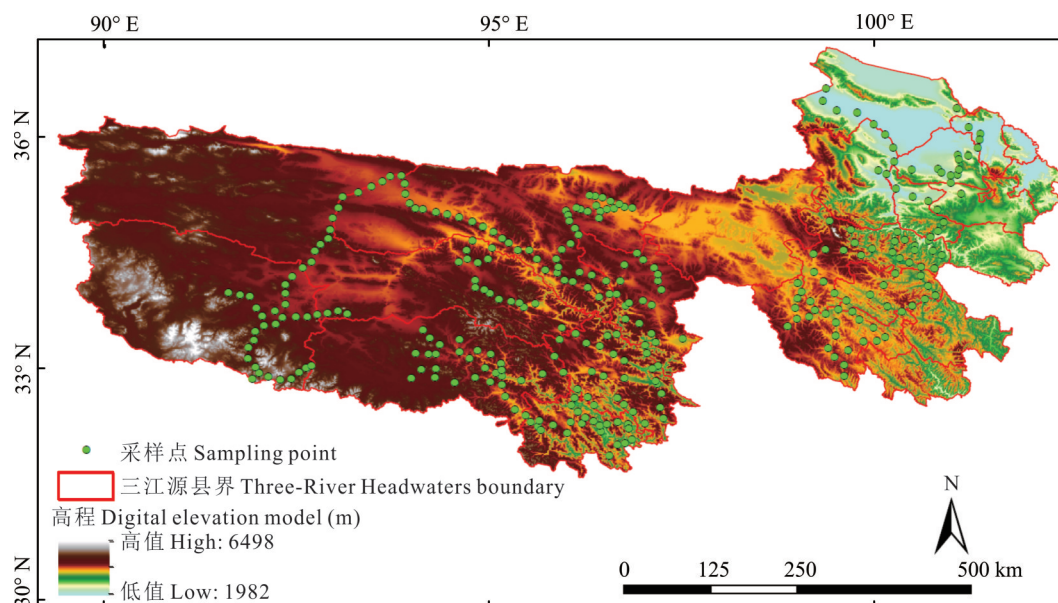


图 1 研究区及采样点空间分布

Fig. 1 Spatial distribution of research area and sampling points

基于自然资源部标准地图服务网站 GS(2019)1822 号标准地图制作,底图边界无修改。Based on the standard map service website GS (2019) 1822 of the Ministry of Natural Resources, the boundary of the base map is not modified.

1.2 数据获取与预处理

1.2.1 地面实测数据获取与处理 土地退化实地调查数据来自 2024 年 5—9 月中国地质调查局西宁自然资源综合调查中心的实地测量结果。地面调查指标主要包括经纬度、高程、主要植被类型、覆盖度/郁闭度、优势种、其他种、生态问题类型和植被退化类型等信息。地面样地调查过程中使用中海达 Qmini A5 高精度手持北斗终端(中国)测量经纬度和海拔,定位精度在 1 m 以内。将采集的地面实测数据进行整理与分析,用于土地退化样本库的构建和精度验证。经实地综合考察,该区域主要退化类型有未退化土地、“黑土滩”型退化土地、沙化型退化土地、盐渍型退化土地、鼠害型退化土地、荒漠型退化土地、冻融型退化土地、生境破坏型退化土地等多种退化类型。考虑到遥感影像特性和研究目的,将研究区土地退化类型分为未退化土地、“黑土滩”型退化土地、沙化型退化土地、其他类型退化土地共 4 大类型。

1.2.2 无人机遥感数据获取与预处理 使用 DJI Mavic 3M 无人机(中国)于 2024 年 5—9 月进行数据采集。多光谱波段覆盖绿光(Green):(560±16) nm,红光(Red):(650±16) nm,红色边缘(Red_Edge):(730±16) nm,近红外(Near-Infrared):(840±26) nm。在无人机航拍之前,进行样地踏勘,选择无风的晴朗天气进行航空成像,并使用标准白板进行多光谱传感器的辐射校准,以减少飞行过程中的辐射校准误差。在三江源地区共拍摄 372 景无人机影像,拍摄角度均为 90°。利用大疆智图软件对原始数据进行处理,通过二维重建、三维重建、辐射校正等流程,输出全色波段和绿光、红光、红色边缘、近红外等单波段,生成归一化植被指数(normalized difference vegetation index, *NDVI*)、归一化差异红色边缘指数(normalized difference red edge index, *NDRE*)等植被指数图。

1.2.3 卫星遥感数据获取与预处理 本研究使用 Landsat 数据进行土地退化监测研究,其中 1993、2003 年使用 Landsat-5 数据,2013、2023 年用 Landsat-8 数据,均使用植被生长旺季 5—9 月中值合成数据。利用 CLCD 产品掩膜 1993、2003、2013、2023 年的水体、不透水面和冰雪等地类(<http://doi.org/10.5281/zenodo.4417809>)。Landsat-5 和 Landsat-8 数据在 Google Earth Engine (GEE) 中在线调用 collection 2,其数据的预处理包括正射校正、辐射定标、大气校正、影像融合、几何校正等;并计算 11 种相关的植被指数,包括 *NDVI*、比值植被指数(ratio vegetation index, *RVI*)、增强型植被指数(enhanced vegetation index, *EVI*)、修正型土壤调节植被指数(modified soil adjusted vegetation index, *MSAVI*)、裸土指数(bare soil index, *BSI*)、植被盖度(fractional vegetation coverage, *FVC*)、过量绿色植被指数(excess green vegetation index, *EXG*)、归一化绿蓝差异指数(normalized green-blue difference index, *NGBDI*)、归一化绿红差异指数(normalized green-red difference index, *NGRDI*)、可见抗大气指数(visible atmospherically resistant index, *VARI*)、绿红比率指数(green-red ratio index, *GRR*)。

1.2.4 其他数据 地形数据主要包括数字高程模型(digital elevation model, *DEM*)及其衍生的坡度、坡向数据,本研究采用 30 m 空间分辨率的 *DEM* 数据,来自 Shuttle Radar Topography Mission (SRTM, <http://srtm.csi.cgiar.org/srtmdata/>)官方网站。利用 ArcGIS 对 *DEM* 数据进行拼接和裁剪,随后通过 Slope 和 Aspect 工具生成研究区的坡度、坡向数据。三江源国家公园矢量范围来源于时空三极环境大数据平台(<http://poles.tpdc.ac.cn/zh-hans/data/>)。

1.3 研究方法

本研究利用无人机航拍数据和 Landsat 卫星遥感数据,结合地面调查数据,对三江源地区不同类型的土地退化(未退化、沙化、“黑土滩”型退化、其他退化)进行分类标注,构建土地退化样本库;采用平衡抽样的方法,将样本划分为训练集和测试集;然后,采用随机森林(random forest, RF)、支持向量机(support vector machine, SVM)和分类和回归树(classification and regression tree, CART)3 种机器学习算法,进行沙化、“黑土滩”型退化的遥感智能提取;并构建归一化植被指数—盐渍化指数(normalized difference vegetation index-salinization index, *NDVI-SI*)二维特征空间来提取土地盐渍化信息;在通过精度评价的基础上,获得 1993、2003、2013 和 2023 年的土地退化(沙化、“黑土滩”型退化、盐渍化)遥感监测结果,分析和挖掘不同类型土地退化的时空特征和变化趋势,为三江源地区生态修复潜力调查评价提供支撑。

本研究基于 372 景无人机高分辨率影像目视解译土地退化类型和实地采样,形成 17884 个样本。根据前人的研究,比较了不同种的采样方式,发现不平衡的数据集使分类偏向于多数类,而少数类的代表性不足,平衡抽样通常会提高性能^[26-27]。故在建模过程中,从 17884 个样本中对每一类进行随机均衡抽样 1000 个,训练集和测试集按 7:3 随机划分。训练样本共计 2800 个,测试样本 1200 个。参考王飞等^[28]的方法构建归一化植被指数—盐渍化指数(normalized difference vegetation index-salinization index, *NDVI-SI*)特征空间盐渍化监测模型(salinization detection index, *SDI*)并进行盐渍化识别,根据三江源的特点和以往实地调查经验,以 0.52 为阈值识别盐渍化区域。无人机数据目视解译流程如图 2 所示。

$$SI = \sqrt{Blue \times Red}$$

$$SDI = \sqrt{(NDVI - 1)^2 + SI^2}$$

式中:Blue 为蓝波段反射率,Red 为红波段反射率,NDVI 为归一化植被指数,SI 为盐渍化指数,SDI 为盐渍化监测模型。

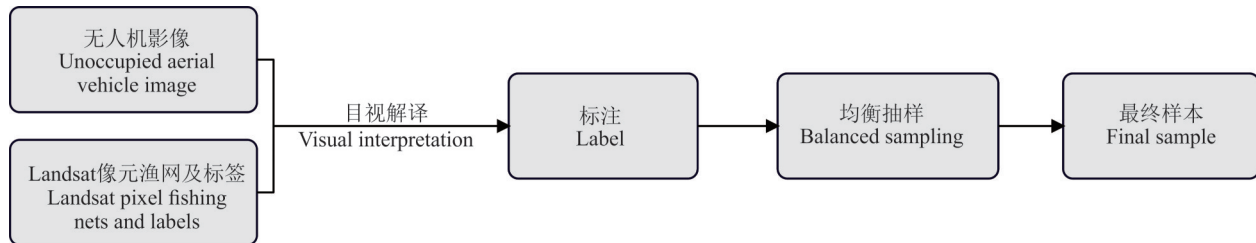


图 2 无人机数据目视解译流程

Fig. 2 Visual interpretation process of unoccupied aerial vehicle data

1.3.1 土地退化分类模型的构建 随机森林(random forest, RF)由 Breiman^[29]提出,是基于 Bagging 思想集成可控方差的决策树的集合,是对决策树算法的改进,将多个决策树集合在一起,每棵决策树的建立依赖于独立抽取的样本。RF 模型通过 bootstrap 技术从原始数据集中有放回地重复随机抽取样本来训练随机决策树,重复生成决策树组成随机森林,预测结果由多个决策树的输出结果来决定。单棵树的决策能力可能很小,但当通过随机过程产生了大量的决策树构成随机森林后,最终的预测结果由构成随机森林的所有决策树的结果经统计或平均输出最优结果,对分类问题来说输出最有可能的分类,对回归问题来说输出各决策树回归方法的平均预测结果。

支持向量机(support vector machine, SVM)由 Cortes 等^[30]于 1995 年提出,SVM 是一种监督学习算法,用于分类和回归。其核心是通过在高维空间中找到一个最优的超平面,将数据点进行分割,并最大化类间的间隔。当数据线性可分时,SVM 通过最大化超平面两侧支持向量的间隔进行分类。当数据非线性可分时,通过核函数将数据映射到更高维空间,使其线性可分。

分类和回归树(classification and regression tree, CART)是由 Breiman 等^[31]于 1984 年,在著作《Classification and Regression Trees》中系统提出的方法。CART 是一种决策树算法,既可以用于分类(分类树)也可以用于回归(回归树)。它通过递归二分数据集的方式构建树形结构,并通过目标函数优化切分点和分支。分类树:使用基尼指数作为指标,选择最优分裂点;回归树:使用最小化方差作为指标进行分裂。剪枝:通过代价复杂度剪枝避免过拟合。

以上模型通过 Google Earth Engine(GEE)在线调用,具体设置如下: numberOfTrees=[100, 200, 400], variablesPerSplit=null, minLeafPopulation=1, bagFraction=[0.2, 0.5, 0.7, 0.9], maxNodes=null, seed=123。最终, numberOfTrees=100, variablesPerSplit=null, minLeafPopulation=1, bagFraction=0.5, maxNodes=null, seed=123。

SVM 分类器的可调参数为核函数类型 kernelType, 惩罚系数 cost 等。kernelType 可选'RBF', 'LINEAR', 'POLY', 'SIGMOID', 最终参数设置为: kernelType='RBF', cost=1, gamma=0.5。

CART 分类器的参数设置如下: 最大叶节点数量 maxNodes=50, 每个叶节点的最小样本数量 minLeafPopulation=2。

1.3.2 土地退化分类特征的选取 本研究选择光谱波段、指数特征、地形数据,构建了 3 个情景,并通过不同的情景组合得出最优特征(表 1)。

根据行业标准 LY/T 3354-2023《土地退化类型与分级规范》^[32]以及三江源的特点,简化分级标准,以沙化为例构建土地退化目视解译标志(表 2),黑土滩型退化、盐渍型退化类型也按植被盖度阈值 70%、40%、20% 分为轻度、中度、重度 3 级。

表1 模型所需的遥感特征

Table 1 Remote sensing features required for the model

情景 Scene	遥感特征类型 Remote sensing feature types	特征 Feature
情景1 Scene 1	光谱波段 Spectral band	蓝波段 Blue、绿波段 Green、红波段 Red、近红外波段 NIR、短波红外1波段 SWIR1、短波红外2波段 SWIR2
情景2 Scene 2	指数特征 Index feature	归一化植被指数 NDVI、比值植被指数 RVI、增强型植被指数 EVI、修正型土壤调节植被指数 MSAVI、裸土指数 BSI、过量绿色植被指数 EXG、归一化绿蓝差异指数 NGBDI、归一化绿红差异指数 NGRDI、可见抗大气指数 VARI、绿红比率指数 GRRI、植被盖度 FVC
情景3 Scene 3	地形数据 Terrain data	高程 DEM、坡度 Slope、坡向 Aspect

SWIR:短波红外 Shortwave infrared.

表2 沙化土地目视解译标志

Table 2 Visual interpretation signs of desertified land

沙化等级 Desertification level	特征描述 Characteristic description
未沙化土地 Non-desertified land	植被覆盖度在70%以上;Landsat像元主要是绿色或浅红色。The vegetation coverage is above 70%; Landsat pixels are mainly green or light red.
轻度沙化土地 Slightly desertified land	植被覆盖度大于40%,小于70%;固定或半固定沙丘为主;Landsat像元主要为浅绿色。The vegetation coverage is between 40% and 70%; the area is mainly composed of fixed or semi-fixed dunes; Landsat pixels are primarily light green.
中度沙化土地 Moderately desertified land	植被覆盖度大于20%,小于40%;大部分为半固定沙丘,出现明显的风蚀坑;Landsat像元主要为黄色。The vegetation coverage is between 20% and 40%; most of the area consists of semi-fixed dunes with noticeable wind erosion pits; Landsat pixels are primarily yellow.
重度沙化土地 Severely desertified land	植被覆盖度低于20%;大部分是流动或半流动沙丘,带有大型风蚀坑;Landsat像元大部分像素是浅黄色和白色。The vegetation coverage is below 20%; most of the area consists of mobile or semi-mobile dunes with large wind erosion pits; Landsat pixels are primarily light yellow and white.

1.3.3 精度评价 采用总体准确率、精确率、F1分数对土地退化模型进行精度评价。使用 ArcGIS 和 Origin 进行数据处理和作图。

总体准确率(accuracy):所有预测正确的样本[包含正例或负例均预测正确,即正例预测为真正(true positive, TP)或负例预测为真反(true negative, TN)]占总样本的比例。

$$Accuracy = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN)$$

式中:FN是假反(false negative),FP是假正(false positive)。TP:真正,被模型分类正确的正样本[预测为1,实际为1];FN:假反,被模型分类错误的正样本[预测为0,实际为1];FP:假正,被模型分类错误的负样本[预测为1,实际为0];TN:真反,被模型分类正确的负样本[预测为0,实际为0]。

精确率(precision):预测为真的正例样本(TP)与全部预测为真的样本对于预测而言,包括真正例TP,假正例FP的比值。即正确预测为正的占全部预测为正的比例(真正正确的占所有预测为正的比例)。

$$Precision = TP / (TP + FP)$$

F1-score:精确率和召回率(recall)互相影响,理想状态下肯定追求两个都高,但是实际情况是两者相互“制约”:追求精确率高,则召回率就低;追求召回率高,则通常会影响精确率。预测的结果精确率越高越好,召回率越高越好,但事实上这两者在某些情况下是矛盾的。这样就需要综合考虑它们,最常见的方法就是F1-score。F1值为算数平均值除以几何平均值,且越大越好,将Precision和Recall的上述公式带入会发现,当F1值小时,即Precision和Recall都相对增加,即F1对Precision和Recall都进行了加权。

$$F1 = 2TP / (2TP + FP + FN)$$

2 结果与分析

2.1 土地退化分类建模与精度验证

为了反映土地退化与不同特征的相关关系,计算了多个输入变量和因变量 classify 的皮尔逊相关系数(图 3),发现 FVC、NDVI、RVI、EVI、NGBDI、NGRDI 与土地退化类型呈显著负相关,相关系数均超过 0.5,BSI 与土地退化类型呈显著正相关,相关系数为 0.58。

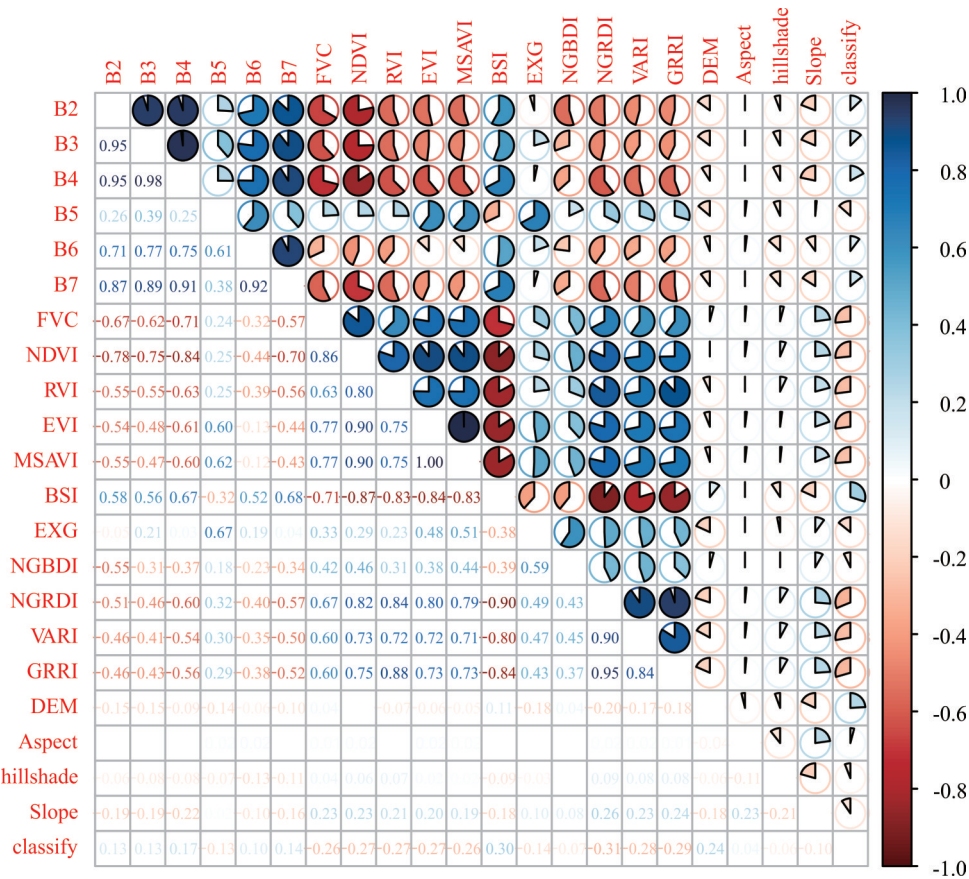


图 3 皮尔逊相关系数

Fig. 3 Pearson correlation coefficient

B2: 蓝波段 Blue; B3: 绿波段 Green; B4: 红波段 Red; B5: 近红外波段 Near infrared; B6: 短波红外波段 1 Shortwave infrared 1; B7: 短波红外波段 2 Shortwave infrared 2; FVC: 植被覆盖度 Fractional vegetaion coverage; NDVI: 归一化植被指数 Normalized difference vegetation index; RVI: 比值植被指数 Ratio vegetation index; EVI: 增强型植被指数 Enhanced vegetation index; MSAVI: 修正型土壤调节植被指数 Modified soil adjusted vegetation index; BSI: 裸土指数 Bare soil index; EXG: 过量绿色植被指数 Excess green vegetation index; NGBDI: 归一化绿蓝差异指数 Normalized green-blue difference index; NGRDI: 归一化绿红差异指数 Normalized green-red difference index; VARI: 可见抗大气指数 Visible atmospherically resistant index; GRR: 绿红比率指数 Green-red ratio index; DEM: 高程 Digital elevation model; Aspect: 坡向 Aspect; hillshade: 山影 Hillshade; Slope: 坡度 Slope; classify: 退化类型 Degradation types.

不同情景下 RF 模型的精度评价结果表明(表 3),仅使用光谱波段的情景精度最低,总体准确率在 82.65%;相比之下,结合光谱、指数特征和地形的组合情景精度最高,总体准确率达到了 92.85%。

本研究进一步对比了最优特征的情景下不同分类器的精度(表 4),发现 SVM 总体准确率最低,仅有 70.38%,而 CART 精度次之,为 72.00%。RF 精度最高,其中未退化精确率达到了 92.48%,F1 分数为 92.34%;“黑土滩”型退化精确率达到了 90.98%,F1 分数为 95.18%;沙化型退化精确率达到了 94.73%,F1 分数为 95.85%;其他类型退化精确率达到了 93.31%,F1 分数为 87.46%。总的来说,RF 的精度可以满足本研究需要。

表3 随机森林精度评价

Table 3 Random forest model accuracy evaluation

情景 Scene	总体准确率 Overall accuracy (%)	类型 Type	精确率 Precision (%)	F1分数 F1 score (%)
情景1 Scene 1	82.65	未退化 Non-degraded	84.75	81.13
		黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	79.01	88.04
		沙化型退化 Desertification-type degradation	87.88	89.61
		其他类型退化 Other types of degradation	79.08	69.51
情景2 Scene 2	85.00	未退化 Non-degraded	84.65	84.77
		黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	80.06	88.45
		沙化型退化 Desertification-type degradation	91.96	92.33
		其他类型退化 Other types of degradation	84.24	72.48
情景1+情景2 Scene 1+scene 2	86.88	未退化 Non-degraded	85.87	85.48
		黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	82.61	90.19
		沙化型退化 Desertification-type degradation	93.48	93.34
		其他类型退化 Other types of degradation	86.30	77.24
情景1+情景2+情景3 Scene 1+scene 2+ scene 3	92.85	未退化 Non-degraded	92.48	92.34
		黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	90.98	95.18
		沙化型退化 Desertification-type degradation	94.73	95.85
		其他类型退化 Other types of degradation	93.31	87.46

表4 情景1+情景2+情景3下不同算法精度对比

Table 4 Comparison of accuracy of different algorithms in scenario 1+scenario 2+scenario 3

方法 Method	总体准确率 Overall accuracy (%)	类型 Type	精确率 Precision (%)	F1分数 F1 score (%)
支持向量机 Support vector machine (SVM)	70.38	未退化 Non-degraded	98.74	47.53
		黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	98.46	97.32
		沙化型退化 Desertification-type degradation	99.47	71.49
		其他类型退化 Other types of degradation	45.78	62.45
分类回归树 Classification and regression tree (CART)	72.00	未退化 Non-degraded	87.69	77.29
		黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	58.14	71.28
		沙化型退化 Desertification-type degradation	83.19	81.15
		其他类型退化 Other types of degradation	70.41	56.80
随机森林 Random forest (RF)	92.85	未退化 Non-degraded	92.48	92.34
		黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	90.98	95.18
		沙化型退化 Desertification-type degradation	94.73	95.85
		其他类型退化 Other types of degradation	93.31	87.46

2.2 三江源地区不同类型土地退化的时空特征分析

三江源地区不同时期土地退化面积统计结果(表5)表明,1993—2023年,未退化、“黑土滩”型退化土地面积呈先增加后减少的趋势,两类土地面积均在2013年达到最大,未退化面积为10.15万 km^2 、“黑土滩”型退化土地面积为5.97万 km^2 。在1993年面积最小,未退化面积为7.58万 km^2 ，“黑土滩”型退化土地面积为4.43万 km^2 。盐渍型退化土地面积呈波动变化趋势,先增加后减少再增加,2003年面积达到最大,为11.02万 km^2 。2013年面积

最小,为 9.02 万 km^2 。2003—2013 年变化较大,差值达到了 2 万 km^2 。沙化型退化 1993 年面积最大,为 22.33 万 km^2 ,后持续减少,到 2023 年,沙化面积最低,为 17.07 万 km^2 ,差值达到了 5.26 万 km^2 ,以每年 1753 km^2 的速度持续减少。

表 5 各种类型退化面积统计

Table 5 Statistics of various types of degraded areas (km^2)

年份 Year	未退化 Non-degraded	黑土滩型退化 Black soil beach-type degradation	沙化型退化 Desertification-type degradation	盐渍型退化 Salinization degradation
1993	75781.8747	44293.1067	223330.4289	107463.0735
2003	91086.8787	53386.1712	179527.6494	110216.2338
2013	101463.3261	59735.6037	171860.2281	90162.9081
2023	94859.8380	57372.4323	170713.3590	105526.4580

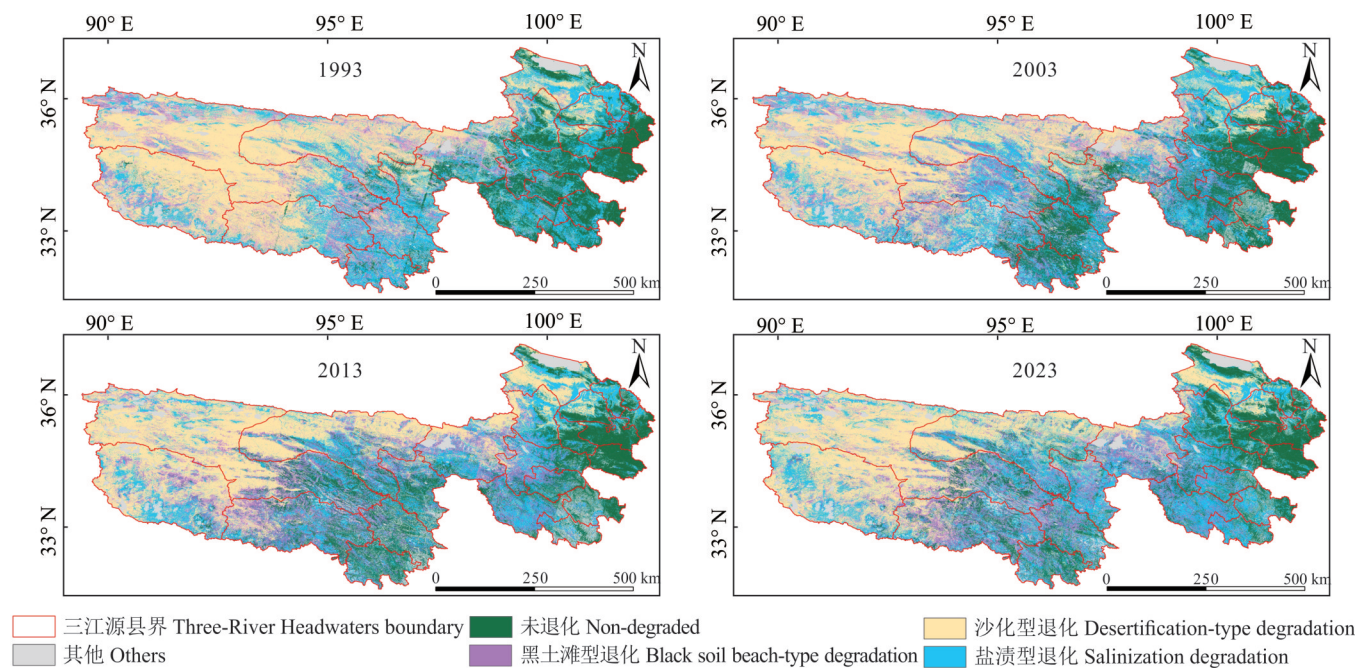


图 4 三江源地区土地退化类型分布

Fig. 4 Distribution of land degradation types in Three-River Headwaters region

基于自然资源部标准地图服务网站 GS(2019)1822 号标准地图制作,底图边界无修改。Based on the standard map service website GS(2019)1822 of the Ministry of Natural Resources, the boundary of the base map is not modified.

如图 4 所示,1993 至 2023 年间,土地退化的 3 种主要类型表现出明显的时空变化特征。1993 年,沙化面积占总面积 47.31% (约 22.33 万 km^2),主要分布在气候干旱、降水较少的区域,如扎陵湖—鄂陵湖周边和黄河源头区域,如治多县(占 29.95%)、格尔木市(占 17.86%)、曲麻莱县(占 17.74%)和杂多县(占 10.74%)。2003 年沙化面积减少至 38.03% (约 17.95 万 km^2),2013 及 2023 年分别为 36.41% (约 17.19 万 km^2) 和 36.16% (约 17.07 万 km^2),呈持续降低和稳定的趋势,仍集中于极端干旱区。

1993 年“黑土滩”型退化面积为 9.38% (约 4.43 万 km^2),主要集中在治多县(占 25.34%)、杂多县(占 12.93%)、曲麻莱县(占 12.78%)和格尔木市(占 11.66%)。2003 年退化面积大幅上升至 23.35% (约 5.34 万 km^2),2013 年扩展至 12.66% (约 5.97 万 km^2),到 2023 年略降至 12.15% (约 5.74 万 km^2),区域分布主要集中在高海拔、低降水区。

1993年盐渍化面积为22.77%(约10.75万 km^2),主要集中在治多县(占12.16%)、杂多县(占9.03%)、曲麻莱县(占8.34%)、格尔木市(占7.46%)等低洼区、湖泊周边和河流沿岸。2003和2013年的比重分别为23.35%(约11.02万 km^2)和19.10%(约9.02万 km^2),2023年稳定在22.36%(约10.75万 km^2),尤其在季节性积水和地下水位较高的区域,盐渍化问题更加突出。这些区域常年冻土退化和季节性水文条件波动(如积水蒸发)为盐分聚积提供了有利条件。此外,一些过度放牧的草地,由于植被破坏、土壤裸露,也加剧了土壤盐分的上升。

2.3 三江源地区土地退化动态变化特征分析

1993至2023年(表6和图5),三江源地区土地退化表现出明显变化,轻度退化面积总体呈增长趋势,2023年约占研究区土地面积24.28%的区域,主要集中于杂多县、治多县和曲麻莱县。中度退化面积随时间上呈先下降后保持稳定的态势,占比从1993年的26.58%降至2023年的19.00%。治多县、曲麻莱县和格尔木市始终是中度退化的主要分布区。重度退化土地面积逐步减少,其占比由1993年的36.13%降至2023年的32.56%,但仍广泛分布在治多县、格尔木市和曲麻莱县,以及共和县南部、玛多县西部等局部地区。表6反映了三江源地区土地退化治理成效较为明显,但局部恶化的问题仍需重点关注。

表6 各种退化级别面积统计

Table 6 Statistics on the area of various degradation levels (km^2)

年份 Year	未退化 Non-degraded	轻度退化 Slight degradation	中度退化 Moderate degradation	重度退化 Severe degradation
1993	75781.8747	92374.6311	119822.5017	162889.4763
2003	91086.8787	87078.9942	90068.4612	165982.5990
2013	101463.3261	91723.8735	82493.1720	147541.6944
2023	94859.8380	104022.7740	90080.8839	139508.5914

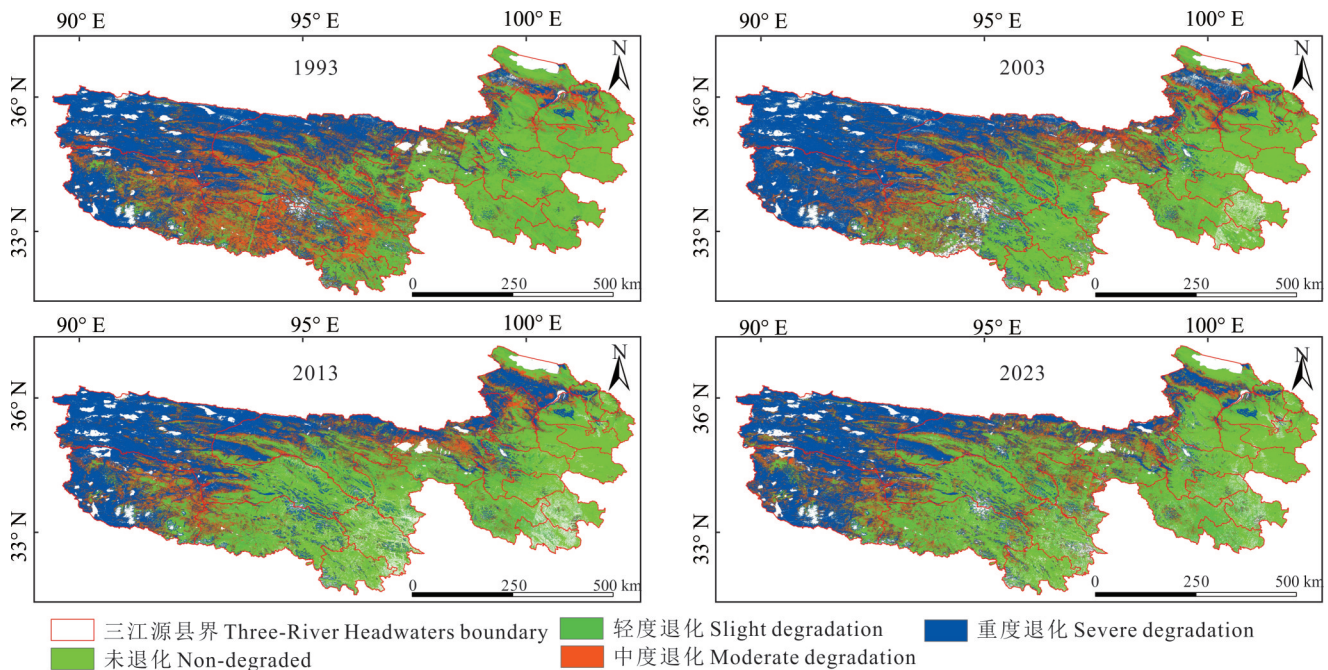


图5 三江源地区土地退化等级分布

Fig. 5 Distribution of land degradation levels in the Three-River Headwaters region

基于自然资源部标准地图服务网站GS(2019)1822号标准地图制作,底图边界无修改。Based on the standard map service website GS(2019)1822 of the Ministry of Natural Resources, the boundary of the base map is not modified.

从退化类型变化来看(图6),1993—2023年间,研究区内退化类型总体稳定,不变区域占比始终超过1/2。其中,沙化与盐渍化类型间存在明显的相互转移。沙化类型持续保持的面积在3个阶段分别为14.49万 km^2 (30.69%)、12.00万 km^2 (25.41%)和12.58万 km^2 (26.65%);盐渍化类型分别为5.57万 km^2 (11.81%)、4.66万

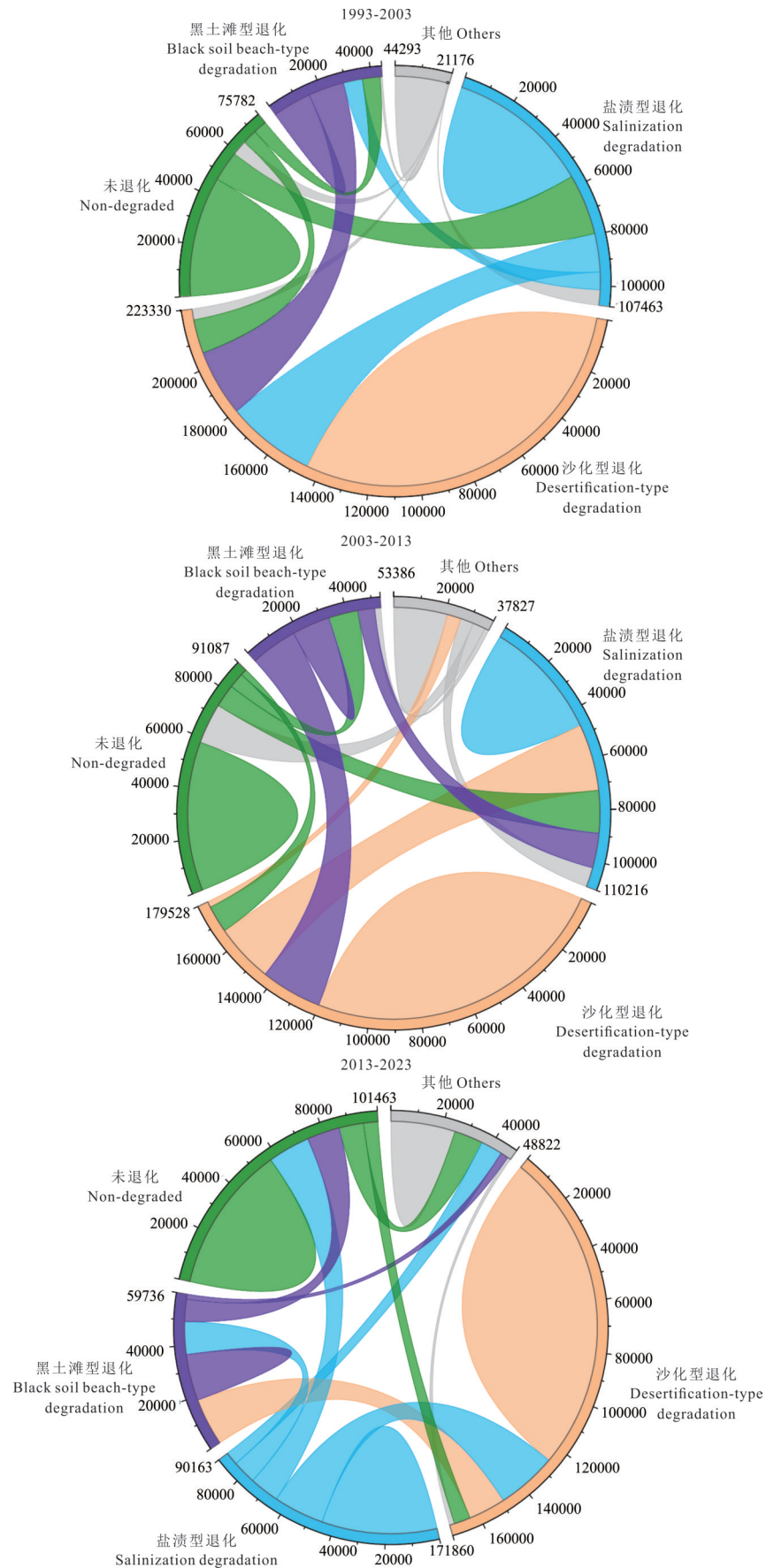


图 6 三江源地区土地退化类型面积转移情况

Fig. 6 Transfer situation of land degradation types and areas in the Three-River Headwaters region

图中数据代表各退化类型及其转换面积 (km²)。The data in the figure represents the types of degradation and their corresponding conversion areas (km²).

km²(9.88%)和4.47万 km²(9.48%);未退化区域分别为4.69万 km²(9.94%)、5.80万 km²(12.29%)和5.72万 km²(12.13%);黑土滩型退化保持稳定的面积相对较小,分别为1.51万 km²(3.20%)、1.47万 km²(3.12%)和1.80万 km²(3.82%)。

3 讨论

3.1 土地退化提取的可行性和优势分析

当前,遥感技术凭借其大范围、快速、动态获取空间信息的能力,在土地退化监测中展现出显著优势,这为土地退化等地表特征识别提供了高效的数据支撑与技术路径。遥感技术在生态环境变化监测、资源调查等方面具有广泛应用,尤其在分类、生产力估算及退化成因分析等方面发挥了关键作用。随着遥感影像类型和精度的不断发展,其在盐渍化反演建模中的应用逐步深化^[33]。未来研究可进一步探索多源遥感数据的融合使用,以提升地下盐分估算与土地退化识别的精度。

此外,无人机遥感具备高空间分辨率与灵活性,适用于小尺度精细调查,与卫星遥感和地面调查互为补充,“天—空—地”结合多尺度监测体系,显著提升了遥感领域的科学性与精度^[34]。同时,机器学习与深度学习等方法在建模中展现出优越性能,可自动提取关键特征、学习非线性规律并优化模型参数,实现遥感数据的高效融合与可视化分析,推动土地退化监测向精准化、动态化发展。

未来,通过多光谱、微波数据的深度融合与无人机实时监测能力的提升,土地退化监测将在精准识别、科学治理与政策决策中发挥更加重要的作用,为生态保护与可持续发展提供坚实技术支撑。

3.2 土地退化提取存在的问题

1)数据集构建难度较高:高质量数据集是机器学习与深度学习模型构建的基础,其质量直接决定模型对退化特征的学习与泛化能力。然而,遥感数据的采集与标注通常耗时耗力,受限于资源获取、人工参与及数据一致性,构建标准化、高代表性的数据集仍是当前研究的难点之一。

2)无人机遥感平台存在物理与环境约束:尽管无人机因其高空间分辨率和机动性被广泛应用于小尺度退化监测,但仍面临多方面的限制。固定翼无人机虽具有较长的续航能力,但受限于起降条件和操作空间;旋翼无人机虽具备垂直起降优势,却易受风速干扰、续航不足等影响。当前的传感器尺寸、载荷能力及配套数据处理软件的发展仍滞后,限制了其在复杂环境下的广泛应用。

3)高分辨率卫星遥感受多重因素制约:高分辨率遥感影像(如Sentinel-2)在土地退化监测中具备重要价值,但其空间覆盖有限、时间分辨率低,且易受云层遮挡与天气变化的影响,难以满足大范围、长时序监测需求^[35]。同时,遥感建模往往依赖特定区域与时间段的数据,模型泛化能力不足,难以推广至不同区域与季节。多源影像在空间与时间分辨率上的差异,进一步加剧了影像融合与建模因子的选择难度,数据缺失与误差积累也显著影响模型的准确性与稳定性。

4 结论

本研究选取三江源地区作为研究对象,利用高分辨率无人机数据结合目视解译与高分辨率多光谱卫星影像对土地退化进行遥感监测。主要结论如下:

1)本研究选取了植被指数、光谱波段、地形与土地退化类型进行相关性分析,植被指数与土地退化类型的相关系数最高。通过比较RF、SVM、CART三种机器学习的土地退化识别模型,SVM精度最低,基于光谱、植被指数和地形等多情景组合的RF模型精度最高,黑土滩型退化精确率为90.98%,F1分数为95.18%,沙化型退化精确率为94.73%,F1分数为95.85%。

2)1993—2023年,未退化、“黑土滩”型退化土地面积呈先增加后减少的趋势,两类土地面积均在2013年达到最大,在1993年面积最小。盐渍化土地面积呈波动变化趋势,先增加后减少再增加,2003年面积达到最大,2013年面积最小。沙化则从1993年面积最大的22.33万 km²持续减少,到2023年,沙化面积最低,以每年1753 km²的速度持续减少。

3)从土地类型转移上看,1993—2003年,沙化型持续保持的面积占研究区土地面积的30.69%,保持盐渍型的面积比例为11.81%,保持未退化的面积比例为9.94%,保持“黑土滩”型退化的面积比例为3.20%。这表明类型稳定不变的土地面积超过1/2,占总土地面积的55.64%。此外,沙化转为盐渍化的面积最大。

4)1993—2023年,三江源地区黑土滩型退化和沙化型退化总体呈减轻趋势,尤其是重度黑土滩和中度沙化的面积显著减少。轻度和中度盐渍化的面积波动较小,重度盐渍化的面积有所下降。

本研究结果可为三江源地区的土地退化研究提供“天空地”协同监测与评价的新思路,也可为区域生态保护修复和可持续发展提供科学依据。

参考文献 References:

- [1] Ren Q, He C Y, Huang Q X, *et al.* Impacts of urban expansion on natural habitats in global drylands. *Nature Sustainability*, 2022, 5(10): 869—878.
- [2] Peng W Y, Li B J, Liu C. Xi Jinping's important exposition on ecological security and the construction of ecological security system. *Chinese Journal of Urban and Environmental Studies*, 2021(1): 20—34.
彭文英,李碧君,刘灿. 习近平关于生态安全重要论述及生态安全体系建设研究. *城市与环境研究*, 2021(1): 20—34.
- [3] Chen Y N, Li Z Q, Xu J H, *et al.* Changes and protection suggestions in water resources and ecological environment in arid region of Northwest China. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 2023, 38(3): 385—393.
陈亚宁,李忠勤,徐建华,等. 中国西北干旱区水资源与生态环境变化及保护建议. *中国科学院院刊*, 2023, 38(3): 385—393.
- [4] Food and Agriculture Organization of the United Nations. *Land degradation*. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 1971.
- [5] Chen A, Yang X C, Guo J, *et al.* Synthesized remote sensing-based desertification index reveals ecological restoration and its driving forces in the northern sand-prevention belt of China. *Ecological Indicators*, 2021, 131: 108230.
- [6] Wang Z, Song D X, He T, *et al.* Developing spatial and temporal continuous fractional vegetation cover based on Landsat and Sentinel-2 data with a deep learning approach. *Remote Sensing*, 2023, 15(11): 2948.
- [7] Zhong G R, Chen J J, Huang R J, *et al.* High spatial resolution fractional vegetation coverage inversion based on UAV and Sentinel-2 data: A case study of alpine grassland. *Remote Sensing*, 2023, 15(17): 4266.
- [8] Gao X C. Research on rodent damage and degradation of desert grassland based on UAV hyperspectral remote sensing. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2024.
高新超. 基于无人机高光谱遥感的荒漠草原鼠害及退化研究. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2024.
- [9] Jin E E D M T. Research on identification and inversion of degradation indicator of desert grassland based on hyperspectral remote sensing by unmanned aerial vehicle. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2024.
金额尔都木吐. 基于无人机高光谱遥感的荒漠草原退化指示地物识别与反演研究. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2024.
- [10] Wang H J, Fan W J, Cui Y K, *et al.* Hyperspectral remote sensing monitoring of grassland degradation. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2010, 30(10): 2734—2738.
王焕炯,范闻捷,崔要奎,等. 草地退化的高光谱遥感监测方法. *光谱学与光谱分析*, 2010, 30(10): 2734—2738.
- [11] Liu X D, Liu R T, Liu A J, *et al.* Study on information extraction and the dynamic monitoring of grassland coverage in Three River Source area. *Acta Agrestia Sinica*, 2010, 18(2): 154—159.
刘晓东,刘荣堂,刘爱军,等. 三江源地区草地覆盖遥感信息提取方法及动态研究. *草地学报*, 2010, 18(2): 154—159.
- [12] Li Y J, Zhang L. Sandy land monitoring method based on classification index model. *Journal of Geo-information Science*, 2021, 23(4): 680—691.
李宇君,张磊. 基于沙地指数模型的沙地监测方法. *地球信息科学学报*, 2021, 23(4): 680—691.
- [13] Zhang Q, Zhou H K, Wang X L, *et al.* Research on comprehensive definition and classification of degraded grassland of black soil beach cased on morphology—vegetation—soil characteristics. *Qinghai Science and Technology*, 2023, 30(5): 19—26.
张强,周华坤,王晓丽,等. 基于形态—植被—土壤特征的黑土滩退化草地综合定义与分类方法研究. *青海科技*, 2023, 30(5): 19—26.
- [14] Chen G M. The status of the degraded pasture and its strategies of management in black beach of the headwater region of the Three River. *Journal of Grassland and Forage Science*, 2005(10): 37—39, 44.
陈国明. 三江源地区“黑土滩”退化草地现状及治理对策. *四川草原*, 2005(10): 37—39, 44.
- [15] Ma Y S, Lang B N, Wang Q J. Review and prospect of the study on 'black soil type' deteriorated grassland. *Pratacultural*

- Science, 1999(2): 5–9.
- 马玉寿, 郎百宁, 王启基. “黑土型”退化草地研究工作的回顾与展望. 草业科学, 1999(2): 5–9.
- [16] Dang X P, Dong Y. Study on the dynamic changes of desertification land in the Three Rivers Source region of Qinghai Province. *Inner Mongolia Forestry Investigation and Design*, 2017, 40(6): 20–26.
- 党晓鹏, 东雨. 青海省三江源地区沙化土地变化动态研究. 内蒙古林业调查设计, 2017, 40(6): 20–26.
- [17] Shang Z H, Long R J. Formation reason and recovering problem of the ‘black soil type’ degraded alpine grassland in Qinghai Tibetan Plateau. *Chinese Journal of Ecology*, 2005(6): 652–656.
- 尚占环, 龙瑞军. 青藏高原“黑土型”退化草地成因与恢复. 生态学杂志, 2005(6): 652–656.
- [18] Shang Z H, Dong Q M, Shi J J, *et al.* Research progress in recent ten years of ecological restoration for “black soil land” degraded grassland on Tibetan Plateau—Concurrently discuss of ecological restoration in Sanjiangyuan region. *Acta Agrestia Sinica*, 2018, 26(1): 1–21.
- 尚占环, 董全民, 施建军, 等. 青藏高原“黑土滩”退化草地及其生态恢复近10年研究进展——兼论三江源生态恢复问题. 草地学报, 2018, 26(1): 1–21.
- [19] Yu Z R, Wang J W. Land salinization in China and the prevention countermeasures. *Rural Eco-Environment*, 1997, 13(3): 2–6.
- 宇振荣, 王建武. 中国土地盐碱化及其防治对策研究. 农村生态环境, 1997, 13(3): 2–6.
- [20] Ma H W, Wang Y F, Guo E L. Remote sensing monitoring of aeolian desertification in Ongniud Banner based on GEE. *Arid Zone Research*, 2023, 40(3): 504–516.
- 马浩文, 王永芳, 郭恩亮. 基于GEE的翁牛特旗土地沙漠化遥感监测. 干旱区研究, 2023, 40(3): 504–516.
- [21] Xia L, Song X N, Cai S H, *et al.* Role of surface hydrothermal elements in grassland degradation over the Tibetan Plateau. *Acta Ecologica Sinica*, 2021, 41(11): 4618–4631.
- 夏龙, 宋小宁, 蔡硕豪, 等. 地表水热要素在青藏高原草地退化中的作用. 生态学报, 2021, 41(11): 4618–4631.
- [22] He H X, Yan J N, Liang D, *et al.* Time-series land cover change detection using deep learning-based temporal semantic segmentation. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 305: 114101.
- [23] Li Z M, Chen B, Wu S B, *et al.* Deep learning for urban land use category classification: A review and experimental assessment. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 311: 114290.
- [24] Gao G Y, Liang Y, Liu J B, *et al.* A modified RUSLE model to simulate soil erosion under different ecological restoration types in the loess hilly area. *International Soil and Water Conservation Research*, 2024, 12(2): 258–266.
- [25] Qiu H H, Hu B Q, Zhang Z. Impacts of land use change on ecosystem service value based on SDGs report—Taking Guangxi as an example. *Ecological Indicators*, 2021, 133: 108366.
- [26] Misuk K, KyuBaek H. An empirical evaluation of sampling methods for the classification of imbalanced data. *PLoS One*, 2022, 17(7): e0271260.
- [27] Millard K, Richardson M. On the importance of training data sample selection in random forest image classification: A case study in peatland ecosystem mapping. *Remote Sensing*, 2015, 7(7): 8489–8515.
- [28] Wang F, Ding J L, Wu M C. Remote sensing monitoring models of soil salinization based on NDVI-SI feature space. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(8): 168–173, 8.
- 王飞, 丁建丽, 伍漫春. 基于NDVI-SI特征空间的土壤盐渍化遥感模型. 农业工程学报, 2010, 26(8): 168–173, 8.
- [29] Breiman L. Bagging predictors. *Machine Learning*, 1996, 24: 123–140.
- [30] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. *Machine Learning*, 1995, 20: 273–297.
- [31] Breiman L, Friedman J, Olshen R A, *et al.* Classification and regression trees. Routledge, 2017. <https://doi.org/10.1201/9781315139470>.
- [32] National Technical Committee on Desertification Control Standardization (SAC/TC 365). Specification for types and classification of land degradation: LY/T 3354-2023. Beijing: China Standards Press, 2023.
- 全国荒漠化防治标准化技术委员会(SAC/TC 365). 土地退化类型与分级规范: LY/T 3354-2023. 北京: 中国标准出版社, 2023.
- [33] Liu K Y, Zhao Z Y, Li L. Research progress in the application of SAR data in soil salinity monitoring. *Journal of Geo-information Science*, 2024, 26(8): 1893–1910.
- 刘康怡, 赵振宇, 李俐. SAR数据在土壤盐渍化监测中的应用研究进展. 地球信息科学学报, 2024, 26(8): 1893–1910.
- [34] Chen A, Xu C, Zhang M, *et al.* Cross-scale mapping of above-ground biomass and shrub dominance by integrating UAV and satellite data in temperate grassland. *Remote Sensing of Environment*, 2024, 304: 114024.
- [35] Li W K, Zhao Q H, Jia S H, *et al.* Multi-feature and multi-level Sentinel-2 image extraction of lake and reservoir water bodies on Liaoning Province. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2024(3): 37–42, 106.
- 李文康, 赵泉华, 贾淑涵, 等. 多特征多层次 Sentinel-2 影像辽宁省湖库水体提取. 测绘通报, 2024(3): 37–42, 106.