

DOI: 10.11686/cyxb2025024

http://cyxb.magtech.com.cn

尹龙, 韩其飞, 赵阳, 等. 基于多特征融合的新疆托乎拉苏草原白喉乌头分布区识别及草地退化监测. 草业学报, 2025, 34(12): 73—84.

YIN Long, HAN Qi-fei, ZHAO Yang, et al. Identification of areas of *Aconitum leucostomum* incursion and monitoring of grassland degradation in the Tuohulusu grassland of Xinjiang based on multi feature fusion. Acta Prataculturae Sinica, 2025, 34(12): 73—84.

基于多特征融合的新疆托乎拉苏草原白喉乌头分布区识别及草地退化监测

尹龙¹, 韩其飞^{1*}, 赵阳^{2,3}, 刘文新^{2,3}

(1. 南京信息工程大学地理科学学院, 江苏 南京 210044; 2. 伊犁师范大学资源与生态研究所, 新疆 伊宁 835000; 3. 伊犁师范大学生物与地理科学学院, 新疆 伊宁 835000)

摘要: 毒杂草型草地退化没有表现出地表裸露、植物生物量减少等特征, 对其大尺度的遥感识别较为困难, 纹理特征、时相作为遥感影像的重要衍生, 能够在影像上提供更多的地物细节, 降低了“同物异谱”“同谱异物”的现象, 能够很好地提高分类的准确性和可靠性。本研究以伊犁河谷托乎拉苏草原为研究区, 利用 Sentinel-2 卫星数据, 对该区主要的毒杂草白喉乌头进行特征提取; 基于像元尺度识别白喉乌头分布范围并计算其在混合像元中的占比; 最后, 通过计算剔除白喉乌头后的植被覆盖度, 分析 2018—2024 年托乎拉苏草原草地退化趋势。结果表明: 1) 特征优选有效减少信息冗余, 光谱与纹理特征结合有效提高分类精度 (总体精度 91.67%, Kappa 系数 0.83)。2) 白喉乌头主要分布于阳坡中海拔平坦区及河谷地带, 占研究区 40% 以上的面积, 以稀疏覆盖 (0%~0.25%) 为主, 2018—2024 年间各密度等级分布变化为 0.67%~1.17%。3) 经校正后草地退化指数 2018 与 2024 年均由轻度转为中度, 但未退化面积占比提升 1.17%, 中度与重度退化面积分别下降 1.15% 与 0.70%。本研究为基于多光谱数据进行大区域有毒杂草识别和草原退化监测提供重要方法支撑。

关键词: 托乎拉苏草原; 特征优选; 白喉乌头; 草地退化

Identification of areas of *Aconitum leucostomum* incursion and monitoring of grassland degradation in the Tuohulusu grassland of Xinjiang based on multi feature fusion

YIN Long¹, HAN Qi-fei^{1*}, ZHAO Yang^{2,3}, LIU Wen-xin^{2,3}

1. School of Geographical Sciences, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China; 2. Institute of Resources and Ecology, Yili Normal University, Yining 835000, China; 3. College of Biological and Geographic Sciences, Yili Normal University, Yining 835000, China

Abstract: Land degradation through colonization by poisonous weeds does not exhibit typical land degradation characteristics such as bare ground or reduced plant biomass, making large-scale remote sensing identification of colonized areas challenging. Texture features and temporal characteristics, as important derivatives of remote sensing images, provide more detailed information on land cover, reducing the ambiguities sometimes referred to as “same object, different spectra” and “same spectra, different objects”. Information from these texture features can significantly improve classification accuracy and reliability. This study focuses on the Tuohulusu grassland in the Ili

收稿日期: 2025-01-20; 改回日期: 2025-03-10

基金项目: 国家重点研发计划 (2023YFC3206803) 和国家自然科学基金 (42271493, 42177436) 资助。

作者简介: 尹龙 (1999—), 男, 江苏南通人, 在读硕士。E-mail: 2740309362@qq.com

* 通信作者 Corresponding author. E-mail: hanqifei@nuist.edu.cn

River Valley, using Sentinel-2 satellite data to extract features indicating presence of the toxic weed *Aconitum leucostomum*. Based on pixel-scale identification, the distribution range of *A. leucostomum* was determined, and its proportion in mixed pixels was calculated. Finally, the vegetation cover after excluding *A. leucostomum* was calculated to analyze the grassland degradation trends in the Tuohulusu grassland from 2018 to 2024. The results show that: 1) Feature selection effectively reduces information redundancy, and the combination of spectral and texture features effectively improves classification accuracy (overall accuracy 91.67%, Kappa coefficient 0.83). 2) *A. leucostomum* is mainly distributed in the flat areas of sunny slopes and river valleys. *A. leucostomum* was found in 40% of the study area, with sparse cover (0–0.25%) as the most common scenario. From 2018 to 2024, the distribution of various density levels has changed by 0.67%–1.17%. 3) After correction, the grassland degradation index changed from mild to moderate between 2018 and 2024, but the proportion of non-degraded areas increased by 1.17%, while the areas with moderate and severe degradation decreased by 1.15% and 0.70%, respectively. This study provides important methodological support for large-scale identification of toxic weeds and monitoring of grassland degradation based on multispectral data.

Key words: Tuohulusu grassland; feature selection; *Aconitum leucostomum*; grassland degradation

草地作为最大的陆地生态系统,在经济、生态和文化领域具有重要的功能。然而,由于人类活动,如超载放牧、草地开垦以及矿产开采等,导致草地退化现象普遍存在。新疆作为我国的五大牧区之一,80%以上草原存在退化现象,其中60%为严重退化^[1],已成为区域生态与社会发展的关键制约因素。

草地退化根据表现形式不同可分为以下4种:荒漠型退化、盐渍型退化、鼠害型退化和毒杂草型退化^[2]。毒杂草型退化由于没有表现出地表裸露、植被生物量减少等特征,传统基于归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)对草地退化的监测存在退化程度的误判^[3]。因此对毒杂草的识别是量化毒杂草型草地退化的首要步骤,也是制定和实施草地保护计划的关键。

遥感技术在树种分类、灌丛分类方面取得了一定进展,而对于草地植物物种的识别技术研究相对薄弱。近年来,国内外学者们从地面、无人机、卫星遥感数据入手对草地植物进行识别。Gausman^[4]最早利用红外彩色(color infrared radiograph, CIR)航片对得克萨斯州南部牧场的绢毛葵(*Helianthus argophyllus*)进行了识别,开创了利用遥感技术研究毒杂草的先河。安如等^[5]、胡宜娜等^[6]、李浩然^[7]利用高光谱影像通过精准监测植被展开了对草地退化或草种识别的研究,并取得了一定成果。上述研究主要利用高光谱影像和光谱数据对草地进行识别与提取,但高光谱遥感存在数据获取困难、价格昂贵等问题,这在一定程度上限制了其在大规模研究和应用中的普及。

然而,对遥感影像的利用不仅限于光谱信息,纹理特征、时相作为遥感影像的重要衍生数据,同样具有巨大的挖掘价值^[8]。这些纹理特征能够在影像上提供更多的地物细节,降低了“同物异谱”“同谱异物”的现象,同时纹理特征的多尺度特性,使其可以根据不同的尺度对不同的地貌类别进行划分,这种灵活性使得纹理信息在遥感图像分类中具有很强的适应性,再与传统遥感分类方法结合,能够很好地提高分类的准确性和可靠性。

托乎拉苏草原位于我国新疆维吾尔自治区中部,地处伊犁河谷北部,草原毒杂草以白喉乌头(*Aconitum leucostomum*)为主,其分布广泛且密集生长,是典型的毒杂草型草地退化区,区域生态系统较为脆弱。同时该区域其余毒杂草种类分布较少,能够很好地作为草种遥感识别的研究区。

综上所述,本研究拟利用中高分辨率的Sentinel-2影像,在利用光谱特征的基础上,结合白喉乌头的纹理特征、时相等衍生数据,对托乎拉苏草原白喉乌头进行识别,分析其在混合像元中的占比和分布趋势,并计算去除白喉乌头后的植被覆盖度(fractional vegetation cover, FVC)以及校正后的草原退化指数(grassland degradation index, GDI),分析托乎拉苏草原的真实退化状况,旨在为气候变化背景下我国西北草地可持续性利用提供技术和理论参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

本研究区位于伊犁哈萨克自治州伊宁市东北部的托乎拉苏草原(图 1),地处伊犁河谷北部,海拔 1440~2350 m,属于温带半干旱气候,冬春两季寒冷干燥,夏秋两季温暖湿润。托乎拉苏草原以畜牧业为主导产业,草地是其重要的自然资源。草地退化已经成为托乎拉苏草原一个普遍问题,牧草产量明显下降,草地的载畜量也随之下降,同时毒杂草逐渐泛滥,严重挤占优质牧草生存空间。区域草地毒杂草以白喉乌头为主,分布广泛且密集生长,是典型的毒杂草型草地退化区。

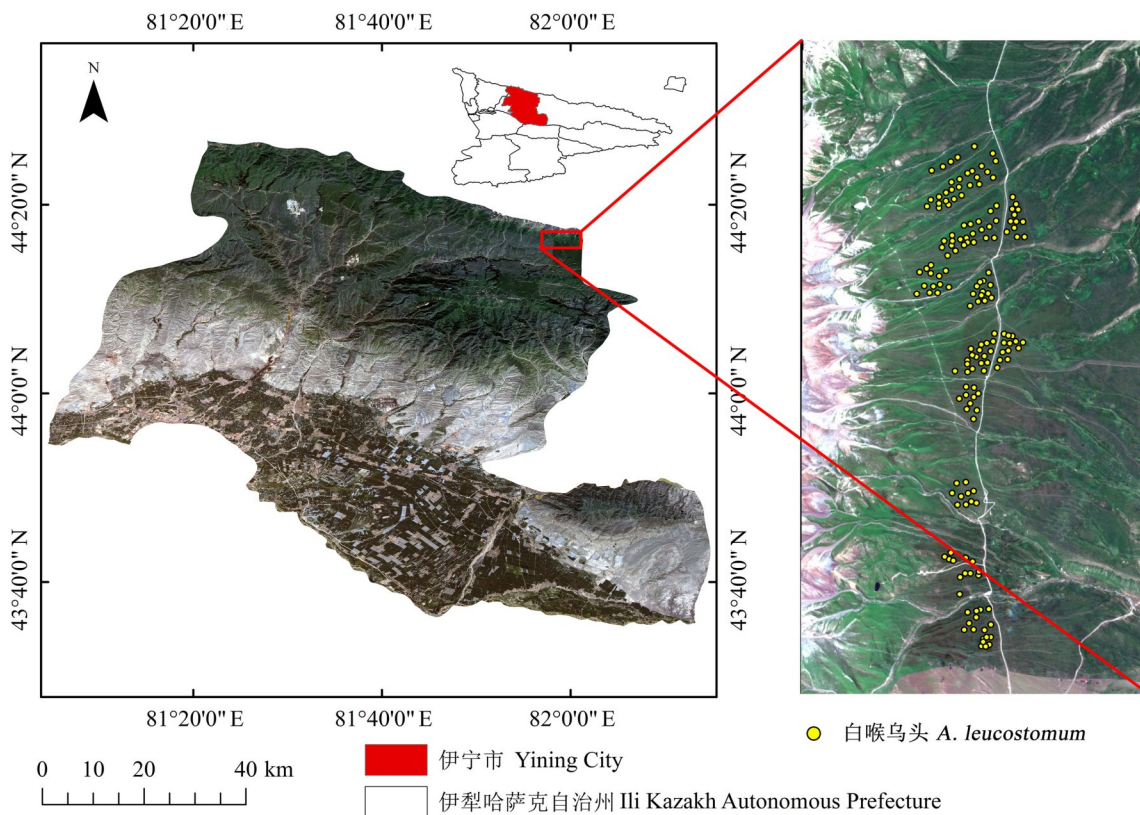


图 1 研究区位置

Fig. 1 Location of research area

基于自然资源部标准地图服务网站 GS (2024) 0650 号标准地图制作,底图边界无修改。Based on the standard map service website GS (2024) 0650 of the Ministry of Natural Resources, the boundary of the base map is not modified.

1.2 数据源

本研究使用的影像来源于欧空局哥白尼数据中心的 Sentinel-2 卫星数据,下载使用的是 L1A 级,不需再进行辐射定标与大气校正,对波段进行 10 m 重采样,波段融合后,经过裁剪与空间配准,获得处理后的影像。为更好地提取白喉乌头特征,选取每年 6—8 月花期采集的白喉乌头遥感影像,最终确定 2018 年 7 月与 2024 年 6 月共两幅影像。

本研究所用白喉乌头分布数据来源于 3 个方面。一是 2022 年 4—8 月中国科学院新疆生态与地理研究所联合伊犁师范大学根据《伊犁草原生物灾害防治技术手册》^[9]等采用样地采样方法进行调查,取样标准面积为 1000 hm^2 以下的区域,每 100 hm^2 取样不少于 5 个。调查乌头属等毒害草样方面积为 1 m^2 ,每 m^2 5 株(丛)以上,将样方内的草全部割(剪)下称重,再统计样方内植物总重量、毒害草株(丛)数、毒害草重量,具体方法参照 DB63/T 393^[10]执行。二是从国内外已公开发表有关白喉乌头的论文与中国数字植物标本馆(<http://www.cvh.org.cn>)以

及《1:1000000 中国植被图集》中查找白喉乌头具体分布经纬度坐标;三是从全球生物多样性数据库(Global biodiversity information facility, GBIF, <http://www.gbif.org>)中选择最近10年的新疆白喉乌头分布数据。基于以上数据来源,整理、筛选出共170个白喉乌头在研究区的经纬度坐标数据。所有数据使用随机取样分为119个(60%)与51个(40%)两部分,分别用于实验与精度验证。

1.3 遥感数据处理

提取并计算白喉乌头分布及在像元内的占比,主要包含两个部分:一是根据敏感因子对图像进行二值化分类提取毒草信息;二是基于粗化算法计算像元内毒草占比。

作为双子叶植物,白喉乌头生物量和冠层结构密度均高于周边牧草,对近红外反射强烈,二者在近红外波段反射值有着明显区别,所以白喉乌头具有一定的光谱可分性。本研究基于Sentinel-2数据对白喉乌头进行识别提取,选取光谱、植被指数与纹理特征3类特征构建特征变量集(表1),其中包括8个光谱特征波段,15个植被指数和8个纹理特征,并后续对3类特征进行优选,减少信息冗余度,并对其进行分离作为独立波段。

表1 特征变量

Table 1 Characteristic variable

特征变量 Characteristic variable	特征因子 Characteristic factors	公式 Formula
光谱特征 Band feature	Band2 (B2)	蓝 Blue
	Band3 (B3)	绿 Green
	Band4 (B4)	红 Red
	Band5 (B5)	红边 1 Red edge 1
	Band6 (B6)	红边 2 Red edge 2
	Band7 (B7)	红边 3 Red edge 3
	Band8 (B8)	近红外 1 Near-infrared 1
	Band8A (B8A)	近红外 2 Near-infrared 2
无红边植被指数 Vegetation index without red edge	归一化植被指数 Normalized difference vegetation index (NDVI)	$(B8 - B4) / (B8 + B4)$
	比值植被指数 Relative vegetation index (RVI)	$B8 / B4$
	差值植被指数 Difference vegetation index (DVI)	$B8 - B4$
	改良土壤调整植被指数 Modified soil adjusted vegetation index (MSAVI)	$1/2 \times (2B8 + 1) \times \sqrt{(2B8 + 1)^2 - 8(B8 - B4)}$
	绿光归一化差值植被指数 Green normalized difference vegetation index (GNDVI)	$(B8 - B3) / (B8 + B3)$
	土壤调整植被指数 Soil adjusted vegetation index (SAVI)	$1.5 \times (B8 - B4) / (B8 + B4 + 0.5)$
	增强植被指数 Enhanced vegetation index (EVI)	$2.5 \times (B8 - B4) / (B8 + 6B4 - 7.5B2 + 1)$
	红边差异植被指数 Red edge normalized difference vegetation index (RENDVI)	$1 + (B8 - B5 - B6 - B7) / (B8 + B5 + B6 + B7)$
红边植被指数 Red edge vegetation index	改良红边土壤调整植被指数 Modified soil adjusted red edge vegetation index (MSAre)	$(B8/B5 - 1) / (\sqrt{B8/B5} + 1)$
	红边比值植被指数 1 Modified red edge simple ratio index 1 (mSR1)	$B8/B5$
	红边比值植被指数 2 Modified red edge simple ratio index 2 (mSR2)	$B5/B4$
	红边近红外归一化植被指数 Red edge near-infrared normalized difference vegetation index (NDVIreni)	$(B8 - B5) / (B8 + B5)$
	红边叶绿素指数 Red edge chlorophyll index (CIre)	$B8/B5 - 1$
	红边归一化植被指数 Red edge normalized difference vegetation index (NDVIre)	$(B5 - B4) / (B5 + B4)$
	三角植被指数 Triangular vegetation index (TVI)	$0.5 \times \{ [120(B5 - B3)] - [200(B4 - B3)] \}$
纹理特征 Texture features	均值、方差、同质性、对比度、相异性、熵、角二阶矩和相关性 Mean, variance, homogeneity, contrast, dissimilarity, entropy, angular second moment, correlation	基于灰度共生矩阵, 3×3窗口计算 Based on the Gray-Level Co-occurrence Matrix, (GLCM), calculated with a window size of 3×3

利用 ArcGIS 统计各敏感因子数值,按试验选取 15%~85% 值域能够较好地保留所需信息和去除离散值,根据各值域将对应敏感因子波段进行二值化,将符合地物属性的像元设置为 1,其余设置为 0。在获取各因子的二值化图像后,对其进行叠加求交集,获取符合所有敏感因子的白喉乌头像元二值化图像。

为了提取白喉乌头扩散趋势并计算其在不同像元内的占比,将二值化影像重采样至 2 m 并进行粗化处理,像元粗化能够结合周边像元,从而反映白喉乌头的密集程度,并提升遥感分类精度。为确定像元粗化的最优尺度,将算法窗口定义为 5×5、10×10、15×15、20×20、25×25、30×30,并计算不同窗口大小下的协方差值来确定合适窗口大小,在地统计分析中协方差函数主要用于描述空间变量在不同空间位置上的共同变化趋势,与半变异函数密切相关,当变量距离增加到一定程度,两者均会趋于一个稳定值,在这个距离中,变量值之间显著相关,否则变量值之间相关性趋于随机且独立。

1.4 植被覆盖度反演

基于像元二分模型,计算托乎拉苏草原草地植被覆盖度(FVC),根据影像上的 NDVI 灰度统计分布,以 5%、95% 置信度截取 NDVI 上、下阈值分别代表纯土壤和纯植被。计算公式为:

$$FVC = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} - NDVI_{soil}} \quad (1)$$

式中: $NDVI_{soil}$ 与 $NDVI_{veg}$ 分别代表了研究区内纯裸地与纯植被覆盖的 NDVI 值。

1.5 草地退化等级

依据 GB19377-2003 天然草地退化、沙化、盐渍化的分级指标^[11],选择草地植被覆盖度作为草地退化评价指标,按草地覆盖度与未退化草地覆盖度的比例划分草地退化等级(表 2)。由于毒杂草型草地退化地表不裸露的特性,本研究计算原始草地 GDI 以及将白喉乌头去除后的校正草地 GDI。

表 2 研究区草地退化等级划分方法及评分

Table 2 Classification method and scoring of grassland degradation levels in the research area

退化等级 Degradation level	草地退化等级划分标准 Classification criteria for grassland degradation levels	评分 Grade
未退化 Undegraded	草地覆盖度达未退化草地的 80% 以上 Grassland coverage reaches over 80% of the undegraded grassland	1
轻度退化 Mild degradation	草地覆盖度达未退化草地的 60%~80% Grassland coverage reaches 60% to 80% of the undegraded grassland	2
中度退化 Moderate degradation	草地覆盖度达未退化草地的 40%~60% Grassland coverage reaches 40% to 60% of the undegraded grassland	3
重度退化 Severe degradation	草地覆盖度达未退化草地的 40% 以下 Grassland coverage is less than 40% of the undegraded grassland	4

1.6 草地退化指数

在上述草地退化等级划分的基础上,用草地退化指数(GDI)来评价研究区草地退化状况^[12],其计算公式为:

$$GDI = (\sum_{i=1}^4 A_i \times B_i) / B \quad (2)$$

式中: A_i 为草地退化等级为 i 的评分; B_i 为草地退化等级为 i 的面积; B 为研究区草地总面积。根据研究当 $GDI \leq 1$ 、 $1 < GDI \leq 2$ 、 $2 < GDI \leq 3$ 、和 $GDI > 3$ 时,草地退化水平分别代表未退化、轻度退化、中度退化和重度退化^[12]。

2 结果与分析

2.1 识别白喉乌头分布的主要特征因子

对挑选的各类特征进行主成分分析(principal component analysis, PCA),计算各因子的相关系数矩阵,选取相关性较低的因子作为最终分类因子选择(图 2)。

B6、B7、B8、B8A 波段之间相关性 > 0.9 (图 2),同时可见光波段作为常用分类变量,最终挑选的光谱特征因子为 B2、B3、B4、B5、B8。增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)与改良土壤调整植被指数(modified

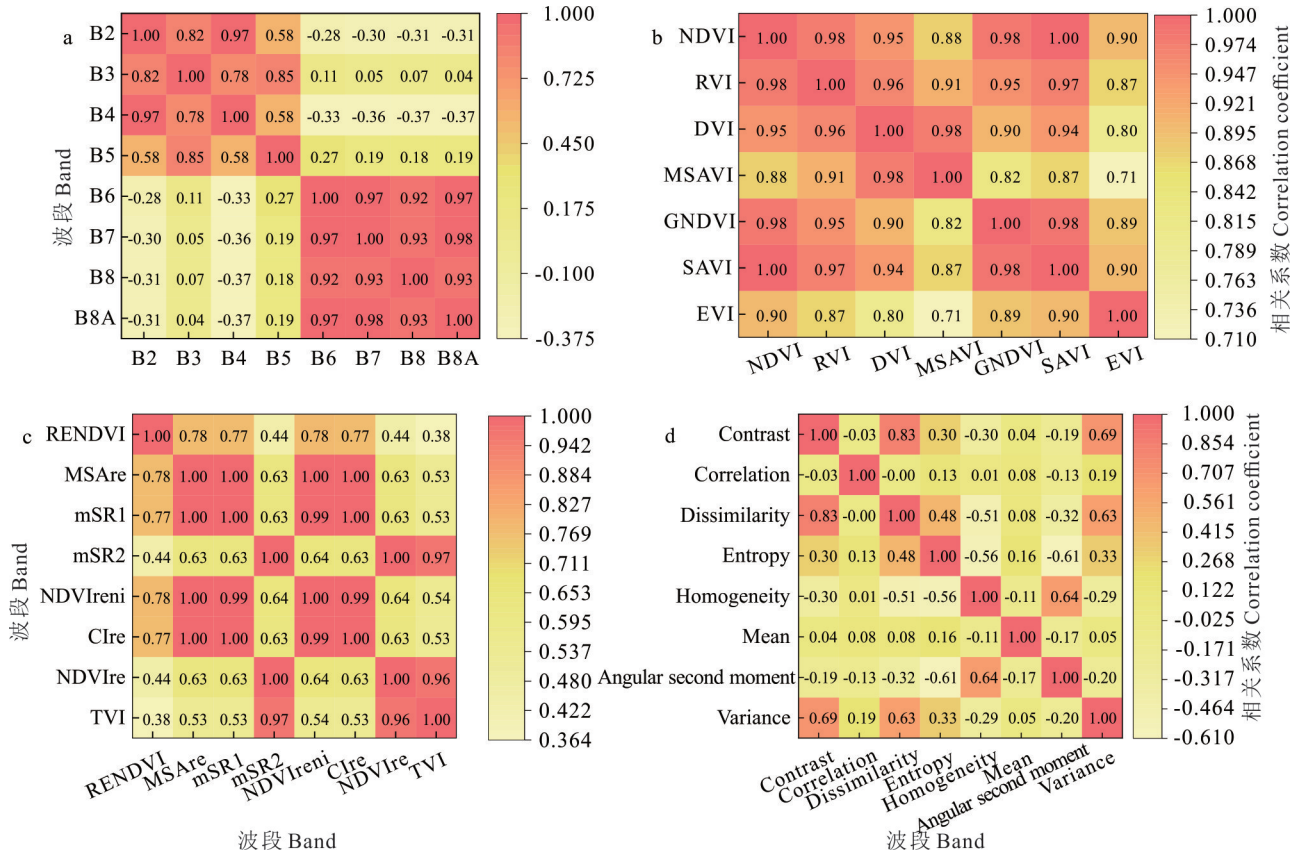


图2 白喉乌头分布区各特征相关系数矩阵

Fig. 2 Correlation coefficient matrix of each feature of *A. leucostomum* distribution

a: 光谱特征 Band feature; b: 无红边植被指数 Vegetation index without red edge; c: 红边植被指数 Red edge vegetation index; d: 纹理特征 Texture features; NDVI: 归一化植被指数 Normalized difference vegetation index; RVI: 比值植被指数 Relative vegetation index; DVI: 差值植被指数 Difference vegetation index; MSAVI: 改良土壤调整植被指数 Modified soil adjusted vegetation index; GNDVI: 绿光归一化差值植被指数 Green normalized difference vegetation index; SAVI: 土壤调整植被指数 Soil adjusted vegetation index; EVI: 增强植被指数 Enhanced vegetation index; RENDVI: 红边差异植被指数 Red edge normalized difference vegetation index; MSARe: 改良红边土壤调整植被指数 Modified soil adjusted red edge vegetation index; mSR1: 红边比值植被指数 1 Modified red edge simple ratio index 1; mSR2: 红边比值植被指数 2 Modified red edge simple ratio index 2; NDVIreni: 红边近红外归一化植被指数 Red edge near-infrared normalized difference vegetation index; CIre: 红边叶绿素指数 Red edge chlorophyll index; NDVIre: 红边归一化植被指数 Red edge normalized difference vegetation index; TVI: 三角植被指数 Triangular vegetation index; Contrast: 对比度; Correlation: 相关度; Dissimilarity: 相异性; Entropy: 熵; Homogeneity: 同质性; Mean: 均值; Angular second moment: 角二阶距; Variance: 方差。

soil adjusted vegetation index, MSAVI)均与其余各因子之间相关性较小,NDVI作为最常用的植被指数且与其余因子相关性较大,因此选择NDVI、EVI和MSAVI作为无红边植被指数。剔除高相关性组合:红边比值植被指数2、红边归一化植被指数、三角植被指数与改良红边土壤调整植被指数、红边比值植被指数1、红边近红外归一化植被指数、红边叶绿素指数,最终保留TVI、CIre和RENDVI作为红边植被指数。由于各纹理特征之间相关系数均较小,因此选取纹理特征的前4个主成分作为优选因子(表3)。

2.2 分类精度验证

本研究通过验证样本计算混淆矩阵,选取总体分类精度(overall accuracy, OA)和Kappa系数作为最终分类结果评价指标。总体精度表示在验证样本集上分类器预测正确的概率,Kappa系数产生的评价指标被称为Khat统计,是衡量验证样本与预测结果一致性或精度的有效指标^[8]。经过最终计算2018年总体分类精度达91.67%,Kappa系数为0.83,相比于仅使用光谱特征分类精度提高了约2.45%,最终分类结果精度较高,白喉乌头分类结果有较好的一致性(表4)。

2.3 白喉乌头空间分异特征及入侵趋势分析

2018 及 2024 年托乎拉苏草原白喉乌头盖度分布如图 3 所示(像元值 0~1 对应毒草覆盖比例)。基于毒化程度分级(表 5),结合纹理特征优化后,分类精度由 89.22% 提升至 91.67%,稀疏与密集分布区误判明显减少。时空分析表明:白喉乌头集中分布于中部中低海拔平坦区及东西河谷条带状区域,高海拔牧草区分布较少。2018—2024 年无毒草总面积增加了 4.62%,中南部密集区缩减明显,但西部河谷呈扩张趋势。盖度等级中,稀疏区降幅最大,从 2018 年的 25.52% 降至 2024 年的 22.81%,较密集与密集区分别减少 0.54%、0.64%。尽管毒草型退化局部缓解,但其仍占据水热条件优越区域(2024 年密集区占比 1.14%),严重挤占牧草生态位,威胁草地生态稳定性。

表 3 纹理特征主成分分析

Table 3 Principal component analysis (PCA) of texture feature

特征分量 Principal component	特征值 Eigenvalue	占比 Percent (%)
第 1 主成分 Principal component 1 (PC1)	0.13774	45.4521
第 2 主成分 Principal component 2 (PC2)	0.05692	64.2347
第 3 主成分 Principal component 3 (PC3)	0.04714	79.7890
第 4 主成分 Principal component 4 (PC4)	0.04157	93.5066
第 5 主成分 Principal component 5 (PC5)	0.01968	100.0000

表 4 2018 年白喉乌头分类精度对比

Table 4 Accuracy comparison of *A. leucostomum* in 2018

方案 Scheme	光谱特征 Spectral signature	光谱+纹理特征 Spectral signature+texture feature	变化 Change
总体精度 Overall accuracy (OA, %)	89.22	91.67	2.45
Kappa 系数 Kappa coefficient	0.78	0.83	0.05

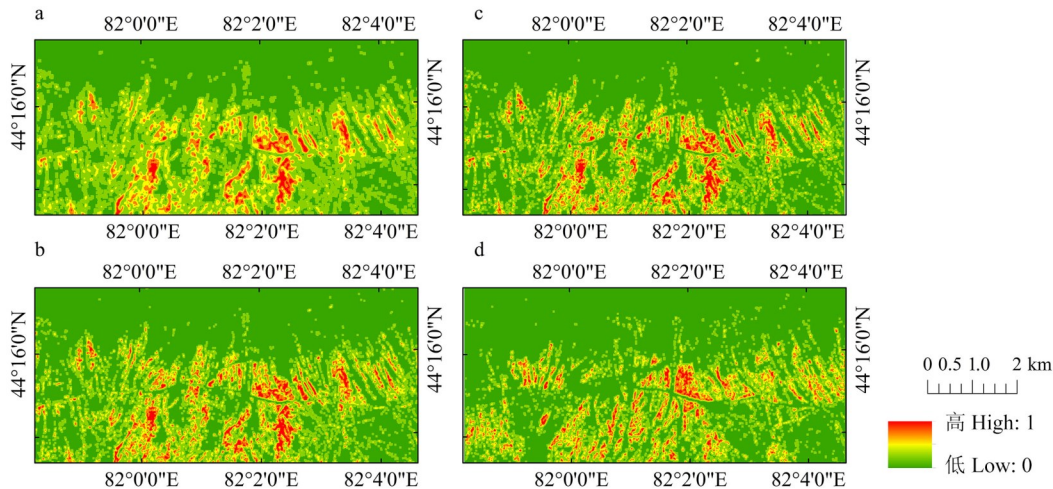


图 3 不同特征组合白喉乌头分类

Fig. 3 Classification of *A. leucostomum* with different feature combinations

a: 光谱特征分类 Classification of spectral signature; b: 光谱+纹理特征分类 Classification of spectral signature and texture feature; c: 2018 年粗化结果 Coarsening results in 2018; d: 2024 年粗化结果 Coarsening results in 2024.

2.4 草地退化等级

基于传统方法计算的 GDI 由 2018 年的 1.65 降至 2024 年的 1.64(图 4),未退化草地面积由 48.68% 增至 51.23%,轻度退化面积减少,但中、重度退化面积增加。去除白喉乌头干扰后,校正后的 GDI 明显升至中度退化水平,2018 和 2024 年分别达到了 2.13 和 2.09,未退化草地占比仅约 30%,中、重度退化面积分别达 14.73%、14.15%(2018 年)和 13.58%、13.45%(2024 年),表明毒杂草的存在严重掩盖草地退化实质,区域毒杂草型退化仍处于严峻趋势。

3 讨论

在气候变化和人类干扰的双重影响下,新疆草原毒害草扩展迅速,致使优良牧草生长空间不断减少,影响畜

牧业发展和自然生态环境。通过自动识别的技术监测毒害草的扩散,掌握毒害草的时空分布至关重要。

3.1 纹理特征与特征优选对分类精度的提升

不同草种因叶片化学组分及细胞结构差异,其光谱反射特性存在区别,光谱特征可作为识别关键因子。随着遥感空间分辨率的提升,地物几何细节信息增强,空间纹理特征成为辅助分类的重要特征源。现有研究多通过融合光谱与纹理特征提升分类精度^[13],但特征间相关性可能导致信息冗余,需采用支持向量机、主成分分析等方法进行特征优

表5 2018–2024年白喉乌头盖度变化情况

Table 5 The proportion of pixels with varying degrees of poisoning from 2018 to 2024

像元类别 Pixel category	像元个数 Number of pixels		占比变化 Percentage change (%)
	2018	2024	
无毒草 Non-toxic grass	4938701	5328710	4.62
稀疏分布 Sparse distribution	2153158	1923890	-2.72
较稀疏分布 Slightly sparse distribution	789568	728267	-0.73
较密集分布 Slightly densely distribution	404119	358436	-0.54
密集分布 Densely distribution	150334	96577	-0.64
总和 All	8435880	8435880	0.00

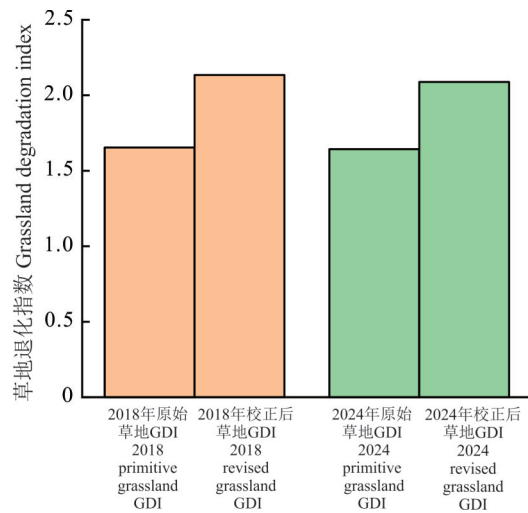
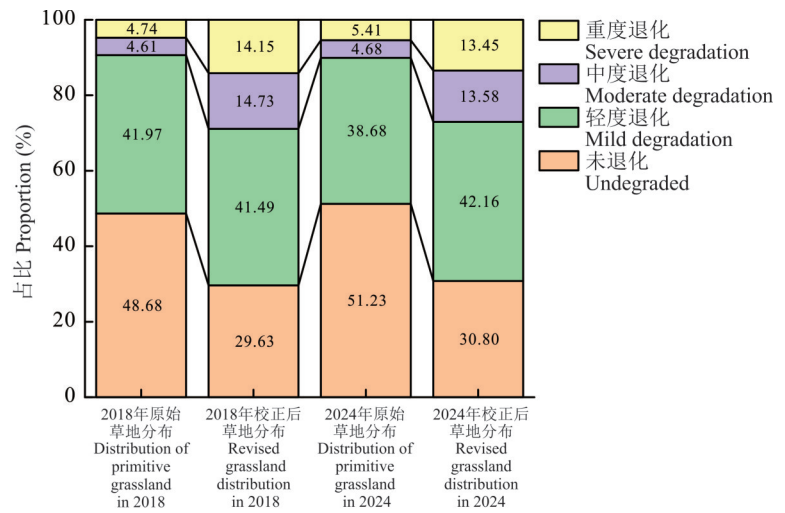


图4 托乎拉苏草原草地退化指数及变化

Fig. 4 Grassland degradation index and changes of Tuohulusu grassland



选。大量研究表明,经优选的组合特征使分类精度得到提升^[14–16]。需注意的是,不同地物对特征敏感性存在差异,如周小成等^[17]发现相同特征组合对不同林型识别精度呈相反影响,故在毒杂草识别中需针对物种特性进行特征优化选择。

3.2 托乎拉苏草原白喉乌头入侵趋势与潜在影响

白喉乌头作为我国新疆地区最为常见的毒杂草,已占新疆伊犁河谷草地总面积的15%,集中分布于海拔1400~2600 m的山坡草地及河谷地带,严重威胁畜牧业发展^[18]。本研究最终识别得到的白喉乌头分布区域与其一致,白喉乌头在东西两侧及中南部河谷呈线条带状分布,并且于中北部山坡集中分布,同时多年份影像显示,草原中部山坡9月有明显人工割除痕迹,本研究中北部分布明显减少,与影像观察达成一致。通过遥感技术可精准识别其分布并制定治理措施,有效遏制扩散。

同期传统草地退化指数显示草地处于轻度退化,但校正去除白喉乌头后指数显著升高,揭示毒杂草型退化具有隐蔽性——其高生物量可能掩盖植被退化实质^[19],与荒漠化、盐渍化退化特征明显不同,毒杂草通过发达根系、化感作用抑制原生植物^[20],并在入侵初期形成协作扩散机制^[21],导致传统监测易低估其危害^[22–25]。加之毒杂草生态竞争力强,群落盖度与生产力变化不明显^[23],使其在生态修复中易被忽视,治理难度显著增加。

3.3 草地退化原因

草地退化是生态系统结构与功能的逆向演替,可分为植被退化与土壤退化,通常为自然和人为因素共同驱

动^[26]。毒杂草型退化尤为特殊:其通过挤占原生植被生态位,形成“变绿”假象,同时释放化感物质抑制原生植物生长并加速土壤退化^[20]。从自然角度看,托乎拉苏草原地处干旱区,降水稀少且气温持续上升,导致土壤有机质流失,原有植被适应性减弱。白喉乌头等毒杂草因耐旱性强、抗虫害能力高,更易在退化环境中扩张。从人为角度看,过度放牧打破草畜平衡,削弱原生植被竞争力并破坏土壤结构(如降低孔隙度)^[27];不合理开垦则直接破坏地表植被,加剧土壤沙化、盐渍化,进一步削弱生态恢复能力。

3.4 像元二分模型可靠性

像元二分模型由于相对简单,不需要复杂的参数就能实现植被覆盖度的反演,并且有研究认为该模型一定程度上可以消除遥感影像噪声产生的误差^[28],从而达到较好的试验结果。因此该模型的使用较为广泛,其中庞国伟等^[29]以GF-1为数据源测算区域植被覆盖度,发现实测法与模型计算得到的植被覆盖度之间存在较好的线性关系,二者在空间分布方面也具有一致性,凸显了像元二分模型的应用价值。此外,杨静雅等^[30]和刘晓波^[31]采用像元二分模型模拟草地覆盖度的研究结果与实测值之间也存在较高的相关性,进一步证明了像元二分模型的适用性。王金强等^[32]基于像元二分模型对1998、2007和2017年典型绿洲区的监测结果,发现总体精度均大于86%,Kappa系数均大于0.8,说明了缺乏相关实测数据情况下,模型仍对多年份影像有着较好的反演结果。大量研究应用均表明像元二分模型良好的监测效果,模拟结果与实测数据保持高度一致,证明了本研究采用像元二分模型对白喉乌头进行分类方法的可靠性与稳定性。

4 结论

本研究针对白喉乌头与牧草在近红外波段的光谱差异,综合光谱特征、植被指数及纹理特征3类变量,通过优选低相关性特征构建分类模型。结果表明:1) 本研究通过计算不同类别特征的相关系数矩阵,有效减少了冗余特征的使用,优选特征组合能够有效区分毒杂草与牧草,同时引入纹理特征提高了分类精度,最终2018年总体分类精度达91.67%,Kappa系数为0.83,相比于仅使用光谱特征分类精度提高了约2.45%。2) 托乎拉苏草原白喉乌头主要分布于草原中部海拔地势平坦区与东西两侧的河谷区域,高海拔区域分布较少,2018—2024年白喉乌头分布有所减少,以中南部密集区减少最为突出,但是东西两侧的河谷区白喉乌头分布有增长趋势,其中稀疏区减少最大,减少了2.71%,较稀疏区与密集区减少程度相当,分别为0.73%与0.64%,较密集分布区减少了0.54%。3) 通过对2018与2024年草地退化指数(GDI)的分析,托乎拉苏草原的草地退化保持在轻度退化水平,但去除白喉乌头后校正的退化指数明显上升,达到了中度退化水平,表明白喉乌头对草地荒漠化具有一定的缓解作用,这一结果突出了毒杂草型退化的特殊性,虽然毒杂草未明显表现为地表裸露或植被蓄积量减少,但其对草地生态系统的长期影响仍需重视。目前本研究存在的不足在于取样点采样时间与影像采集时间不能完美匹配,具有一定的时效偏差,且多光谱影像波段数较少,难以考虑到三边与绿峰红谷这些常用的识别分类特征参数,以及未考虑到其余诸如地形、气候等方面因素,未来将考虑对比更多分类方法,扩大光谱因子的选择,并考虑识别多种毒杂草,为毒杂草入侵和草地退化监测提供新的方法支持。

参考文献 References:

- [1] Tian X C. Causes of grassland degradation in Xinjiang and its impact on soil ecology and biodiversity. *Modern Agricultural Science and Technology*, 2022(5): 181—184.
田新春. 新疆草地退化原因及对土壤生态和生物多样性的影响. *现代农业科技*, 2022(5): 181—184.
- [2] Lang Y B. The characteristics of natural grassland resource and types of grassland deterioration in Sunan County of Gansu Province. *Chinese Journal of Grassland*, 2008, 30(3): 100—105.
郎永斌. 甘肃省肃南县天然草地资源特征及退化类型. *中国草地学报*, 2008, 30(3): 100—105.
- [3] Yu H Y, Yu L P, Yang L P, *et al.* Analysis on the change of the yield and nutrient content of the edible forage and the grassland grazing capacity in the alpine grassland of Maqu County. *China Herbivore Science*, 2020, 40(3): 40—46.
俞慧云, 俞联平, 杨林平, 等. 玛曲县高寒草地可食牧草产量和养分含量变化及草地承载力分析. *中国草食动物科学*, 2020, 40(3): 40—46.

- [4] Gusman H W, Menges R M, Escobar D E, *et al.* Pubescence affects spectra and imagery of silverleaf sunflower (*Helianthus argophyllus*). *Weed Science*, 1977, 25(5): 437–440.
- [5] An R, Jiang D P, Li X X, *et al.* Using hyperspectral data to determine spectral characteristics of grassland vegetation in central and eastern parts of Three-River Source. *Remote Sensing Technology and Application*, 2014, 29(2): 202–211.
安如, 姜丹萍, 李晓雪, 等. 基于地面实测高光谱数据的三江源中东部草地植被光谱特征研究. *遥感技术与应用*, 2014, 29(2): 202–211.
- [6] Hu Y N, An R, Ai Z T, *et al.* Researches on grass species fine identification based on UAV hyperspectral images in Three-River Source region. *Remote Sensing Technology and Application*, 2021, 36(4): 926–935.
胡宜娜, 安如, 艾泽天, 等. 基于无人机高光谱影像的三江源草种精细识别研究. *遥感技术与应用*, 2021, 36(4): 926–935.
- [7] Li H R. Classification and degradation index extraction of grassland vegetation based on hyperspectral remote sensing. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2022.
李浩然. 基于高光谱遥感的草地植被分类与退化指标提取研究. 重庆: 重庆交通大学, 2022.
- [8] Li Y F, Sun B, Gao Z H, *et al.* Farmland shelterbelt information extraction based on multispectral image of the ZY1-02E satellite. *National Remote Sensing Bulletin*, 2024, 28(3): 624–634.
李毅夫, 孙斌, 高志海, 等. 5米光学02星多光谱影像农田防护林信息提取. *遥感学报*, 2024, 28(3): 624–634.
- [9] Li H. Technical manual for prevention and control of biological disasters in Yili grassland. Beijing: Chemical Industry Press Co., Ltd, 2012.
李宏. 伊犁草原生物灾害防治技术手册. 北京: 化学工业出版社, 2012.
- [10] Qinghai Provincial Administration for Market Regulation. DB63/T 241-2021. Technical specification for comprehensive management of poisonous grass in grassland. Xining: Qinghai Provincial Administration for Market Regulation. 2021.
青海省市场监督管理局. DB63/T 241-2021. 草地毒害草综合治理技术规范. 西宁: 青海省市场监督管理局, 2021.
- [11] Su D X, Zhang Z H, Chen Z Z, *et al.* Discussion on grading indicators for degradation, desertification, and salinization of natural grasslands in China// Research on desertification control and sand industry in China—celebrating the 10th anniversary of the establishment of the Chinese society for desertification control and sand industry (1993–2003). Beijing: Petroleum Industry Press Academic Papers Collection, 2003.
苏大学, 张自和, 陈佐忠, 等. 中国天然草地退化、沙化、盐渍化分级指标的商榷// 中国治沙暨沙产业研究——庆贺中国治沙暨沙业学会成立10周年(1993–2003)学术论文集. 北京: 石油工业出版社, 2003.
- [12] Abdureheman·Wusiman, Yusufjiang R, Zhang F, *et al.* Temporal and spatial characteristics of grassland degradation in Xinjiang section of Tianshan Mountains based on remote sensing monitoring and its relationship with climate factors. *Pratacultural Science*, 2023, 40(7): 1779–1792.
阿卜杜热合曼·吾斯曼, 玉素甫江·如素力, 张发, 等. 基于遥感监测的天山新疆段草地退化时空特征及其与气候因子的关系. *草业科学*, 2023, 40(7): 1779–1792.
- [13] Tian C H, Li M Y, Li T, *et al.* Estimation of forest net primary productivity based on sentinel active and passive remote sensing data and canopy height. *Journal of Nanjing Forestry University (Natural Sciences Edition)*, 2024, 48(4): 132–140.
田春红, 李明阳, 李陶, 等. 基于Sentinel 1&2主被动遥感数据和冠层高度的森林净初级生产力估测. *南京林业大学学报(自然科学版)*, 2024, 48(4): 132–140.
- [14] Cao Y J, Dai J G, Zhang G S, *et al.* Remote sensing monitoring of non-agriculturalization in typical areas of the Northern Xinjiang of China based on feature optimization. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(5): 275–286.
曹宇娟, 戴建国, 张国顺, 等. 基于特征优选的北疆典型区域非农化遥感监测. *农业工程学报*, 2024, 40(5): 275–286.
- [15] Xu D. Research on typical crop classification based on multiple features. Changchun: Jilin University, 2023.
徐达. 基于多种特征的典型农作物分类研究. 长春: 吉林大学, 2023.
- [16] She J, Shen A H, Shi Y, *et al.* Vegetation classification of UAV remote sensing in desert steppe based on object-oriented technology. *Acta Prataculturæ Sinica*, 2024, 33(7): 1–14.
余洁, 沈爱红, 石云, 等. 基于无人机遥感影像和面向对象技术的荒漠草原植被分类. *草业学报*, 2024, 33(7): 1–14.
- [17] Zhou X C, Zheng L, Huang H Y. Classification of forest stand based on multi-feature optimization of UAV visible light remote

- sensing. *Scientia Silvae Sinicae*, 2021, 57(6): 24–36.
- 周小成, 郑磊, 黄洪宇. 基于多特征优选的无人机可见光遥感林分类型分类. *林业科学*, 2021, 57(6): 24–36.
- [18] Wang J L. Research on species diversity and integrated control technology of poisonous weeds in Xinjiang grazing grassland. Yangzhou: Yangzhou University, 2020.
- 王军亮. 新疆放牧草地毒害草种属多样性与综合防控措施研究. 扬州: 扬州大学, 2020.
- [19] Chen N, Zhang Y J, Zhu J T, *et al.* Nonlinear responses of productivity and diversity of alpine meadow communities to degradation. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 2018, 42(1): 50–65.
- 陈宁, 张扬建, 朱军涛, 等. 高寒草甸退化过程中群落生产力和物种多样性的非线性响应机制研究. *植物生态学报*, 2018, 42(1): 50–65.
- [20] Tuo W H, Liu Z H, Zhang R L, *et al.* Research progress on the causes and restoration of degraded grassland of black soil land in Qinghai Province. *Qinghai Prataculture*, 2024, 33(4): 43–49.
- 妥万花, 刘泽华, 张润琳, 等. 青海省黑土滩退化草地的成因及恢复治理研究进展. *青海草业*, 2024, 33(4): 43–49.
- [21] Ren H, Zhao C Z, An L J. Spatial point patterns of *Stellera chamaejasme* and *Stipa krylovii* populations in degraded grassland of noxious and miscellaneous types based on Ripley's $K(r)$ function. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2015, 29(1): 59–64.
- 任珩, 赵成章, 安丽涓. 基于Ripley的 $K(r)$ 函数的“毒杂草”型退化草地狼毒与西北针茅种群空间分布格局. *干旱区资源与环境*, 2015, 29(1): 59–64.
- [22] Ren H, Zhao C Z, An L J. Niche characteristics of ‘noxious and miscellaneous grass type’ degraded grassland on northern slope of Qilian Mountains, China. *Chinese Journal of Ecology*, 2013, 32(10): 2711–2715.
- 任珩, 赵成章, 安丽涓. 祁连山北坡“毒杂草”型退化草地群落生态位特征. *生态学杂志*, 2013, 32(10): 2711–2715.
- [23] Deng T T, Li C B, Sun H S, *et al.* Degradation and vegetation characteristics of *Kovresia tibeica* swamp meadow in the Sanjiangyuan area. *Grassland and Turf*, 2024, 44(6): 199–207.
- 邓彤彤, 李长斌, 孙海松, 等. 青藏高原三江源地区藏嵩草沼泽化草地退化与植被特征的变化. *草原与草坪*, 2024, 44(6): 199–207.
- [24] Zhao C Z, Fan S Y, Yin C Q, *et al.* Study on vegetation community's structure of degraded grassland of noxious and miscellaneous grass type. *Journal of Desert Research*, 2004, 24(4): 129–134.
- 赵成章, 樊胜岳, 殷翠琴, 等. 毒杂草型退化草地植被群落特征的研究. *中国沙漠*, 2004, 24(4): 129–134.
- [25] Huang B, Wang Y, Deng X B, *et al.* Study on the effects of different degradation types on plant diversity and interspecific relationship in alpine grassland: a case study in Lixian County. *Journal of Sichuan Forestry Science and Technology*, 2024, 45(5): 85–91.
- 黄波, 王悦, 邓小兵, 等. 高寒草地不同退化类型对植物多样性与种间关系的影响研究——以理县为例. *四川林业科技*, 2024, 45(5): 85–91.
- [26] Cheng C F. Causes and countermeasures of grassland degradation of Altai mountains. *Protection Forest Science and Technology*, 2022(2): 57–59.
- 程传飞. 阿尔泰山草地退化原因及治理对策. *防护林科技*, 2022(2): 57–59.
- [27] Sun X F, Tang H J, Yang H W, *et al.* The causes of grassland degradation and countermeasures in China. *Journal of Anhui Agricultural Sciences*, 2024, 52(9): 39–44, 50.
- 孙小富, 唐华江, 杨红文, 等. 我国草地退化原因及治理对策. *安徽农业科学*, 2024, 52(9): 39–44, 50.
- [28] Li M M, Wu B F, Yan C Z, *et al.* Estimation of vegetation fraction in the Upper Basin of Miyun Reservoir by remote sensing. *Resources Science*, 2004, 26(4): 153–159.
- 李苗苗, 吴炳方, 颜长珍, 等. 密云水库上游植被覆盖度的遥感估算. *资源科学*, 2004, 26(4): 153–159.
- [29] Pang G W, Yang Q K, Wang C M. *et al.* Influence of parameter determination methods of the pixel dichotomy model on the estimation accuracy of fractional vegetation cover by GF-1 PMS data. *Geography and Geo-Information Science*, 2019, 35(4): 27–33.
- 庞国伟, 杨勤科, 王春梅, 等. 像元二分模型参数确定方法对高分一号PMS数据估算植被覆盖度精度的影响. *地理与地理信息科学*, 2019, 35(4): 27–33.

- [30] Yang J Y, Li X G, Yan K, *et al.* Temporal and spatial variation characteristics of grassland vegetation coverage in Hejing of Xinjiang based on remote sensing and Dimidiate pixel model. *Journal of Northwest Forestry University*, 2017, 32(1): 210–217.
杨静雅, 李新国, 闫凯, 等. 基于遥感与像元二分模型的新疆和静县草地植被覆盖度时空变化特征研究. *西北林学院学报*, 2017, 32(1): 210–217.
- [31] Liu X B. Experimental study on estimation of grassland coverage by the pixel dichotomy model using remotely sensed data. Huhhot: Inner Mongolia Normal University, 2020.
刘晓波. 基于像元二分模型的草地覆盖度遥感估算实验研究. 呼和浩特: 内蒙古师范大学, 2020.
- [32] Wang J Q, Li J F, Wang Z Y, *et al.* Analysis of vegetation coverage change in typical oasis area in recent 20 years based on Dimidiate Pixel model. *Water Saving Irrigation*, 2019(1): 96–101.
王金强, 李俊峰, 王昭阳, 等. 基于像元二分模型的典型绿洲区近 20 年植被覆盖变化及分析. *节水灌溉*, 2019(1): 96–101.