

DOI: 10.20103/j.stxb.202210092858

于惠, 杨世君, 李晶, 蔡海珍, 李丽. 高寒草地生物量变化对归一化物候指数的响应. 生态学报, 2023, 43(19): 8057-8065.

Yu H, Yang S J, Li J, Cai H Z, Li L. Dose the normalized difference phenology index have the potential to reflect the changes of aboveground biomass of alpine grassland?. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(19): 8057-8065.

高寒草地生物量变化对归一化物候指数的响应

于 惠^{1,*}, 杨世君¹, 李 晶¹, 蔡海珍¹, 李 丽²

1 甘肃省水土保持科学研究所, 兰州 730020

2 甘肃省水文站, 兰州 730030

摘要: 准确评价草地地上生物量 (Above-ground biomass, AGB) 对草地资源的可持续利用和保护具有重要意义。以甘南为典型研究区, 利用 2019—2021 年 Sentinel-2 地表反射率和野外实测地上生物量数据, 借助 GEE (Google Earth Engine) 平台和数理统计方法评价了 9 种植被指数对高寒草地 AGB 的估算精度, 构建了高寒草地地上生物量反演模型, 在此基础上分析了 2019—2021 年甘南州草地产量的时空动态变化。结果表明: 在所有植被指数中, 归一化物候指数 (Normalized difference phenology index, NDPI) 与草地 AGB 的 R^2 值最高 (0.72), 其次为归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI) ($R^2 = 0.68$), 拟合效果最差的为增强型植被指数 (enhanced vegetation index, EVI) ($R^2 = 0.37$) 和差值植被指数 (different vegetation index, DVI) ($R^2 = 0.40$), NDPI 对高寒草地 AGB 更为敏感; 在 NDPI 构建的 4 类估算模型中, 乘幂模型的预测精度最高, 基于 NDPI 的回归模型明显提高了高寒草地 AGB 预测精度; 2019—2021 年甘南高寒草地地上生物量空间分布差异明显, 表现为西南部较高, 东部和北部较低; 对不同草地类型而言, 山地草甸 AGB 多年平均值略高于高寒草甸和沼泽; 过去 3 年间, 高寒草甸和山地草甸地上生物量呈先增加后减小的趋势, 沼泽草地则呈持续降低的趋势。基于本研究的结果, NDPI 能够反映大范围的高寒草地生物量的时空变化特征。

关键词: 高寒草地; 归一化物候指数; 地上生物量; 植被指数; Sentinel-2

Dose the normalized difference phenology index have the potential to reflect the changes of aboveground biomass of alpine grassland?

YU Hui^{1,*}, YANG Shijun¹, LI Jing¹, CAI Haizhen¹, LI Li²

1 Gansu Science Institute of Soil and Water Conservation, Lanzhou 730020, China

2 Gansu Hydrometric Station, Lanzhou 730030, China

Abstract: The accurate assessment of grassland above-ground biomass (AGB) is crucial for the sustainable utilization and protection of grassland resources. In this study, the Gannan prefecture was selected as a representative case study area. The AGB estimation accuracies of 9 vegetation indices were evaluated and the final estimation model were established based on the Sentinel-2 surface reflectance products and field measurements of AGB from 2019 to 2021. The Google Earth Engine (GEE) platform and mathematical statistics method were employed for analysis. Then, the spatio-temporal dynamics of grassland AGB were analyzed in Gannan Prefecture from 2019 to 2021. The results indicated that the R^2 value between the normalized difference phenology index (NDPI) and AGB was the highest (0.72), followed by normalized difference vegetation index (NDVI) (0.68), and the R^2 values of the enhanced vegetation index (EVI) (0.37) and different vegetation index (DVI) (0.40) were the lowest, among all vegetation indices. The NDPI was more sensitive to grassland

基金项目: 甘肃省委组织部 2022 年度陇原青年创新创业人才项目 (甘组通字 [2022] 77 号); 国家自然科学基金资助项目 (41801191)

收稿日期: 2022-10-09; **网络出版日期:** 2023-05-15

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: yuh2004@163.com

AGB than other vegetation indices. Among the four NDPI based estimation models, the power model showed the best performance in grassland AGB prediction, and the prediction accuracy of AGB in alpine grassland was obviously improved. From 2019 to 2021, the spatial distributions of AGB in alpine grassland were significantly different, and with higher values in the southwestern and lower values in the eastern and northern. The average AGB of mountain meadow was slightly larger than that of alpine meadow and swamp wetland. The AGB of alpine meadow and mountain meadow increased and then decreased, while the swamp wetland continued a decreasing trend over the past three years. Our findings suggest that NDPI can reflect the spatio-temporal dynamics of alpine grassland AGB on a large scale.

Key Words: alpine grassland; normalized difference phenology index; above-ground biomass; vegetation indices; Sentinel-2

地上生物量是反映草地生长状况和指示草地生态系统碳循环的重要指标,对草地生态系统健康评价、可持续发展和优化管理具有重要意义^[1-2]。因此,准确评价草地 AGB 的动态变化,对草地资源和生态环境的可持续利用和保护,以及了解草地对气候变化的响应具有重要意义^[3-4]。

草地 AGB 可以通过地面实测和遥感反演方法进行监测。地面实测法虽然能在小范围内进行地上生物量的精确测量,但这种方法不仅费时、费力,而且对草地具有一定的破坏性,在时间和空间上都具有局限性。遥感技术的发展为草地地上生物量监测提供了时间和空间相对连续的数据^[5-6]。近几十年来,大量的草地生物量估算方法得到了发展和验证,当前最流行、研究最深入的遥感方法是基于草地实测 AGB 与卫星植被指数之间关系的经验模型。归一化植被指数 NDVI^[7] 是目前应用最广泛的模拟草地 AGB 时空变化的植被指数^[8-13]。但 NDVI 容易受土壤背景信号^[14] 和在高植被覆盖区过饱和的影响^[15],为了解决这些问题相关学者开发了一系列植被指数,如土壤调整植被指数 (Soil adjusted vegetation index, SAVI)^[16],改良土壤调整植被指数 (Modified soil adjusted vegetation index, MSAVI)^[17],优化土壤调整植被指数 (Optimized soil-adjusted vegetation index, OSAVI)^[18] 和增强型植被指数 EVI^[15] 等,并将其成功应用到草地 AGB 的预测中^[19-25]。上述指数虽然形式不同,但都是基于土壤线概念提出的。而不同的土壤类型、含水量和粗糙度对应不同的土壤线,所以通用的土壤线并不存在,因此基于土壤线概念的植被指数可能无法显著降低土壤对于大范围草地监测的影响^[26-27]。如何降低土壤对植被指数的影响仍然是大范围草地遥感监测亟需解决的问题。

2017 年 Wang 等人^[28] 开发了归一化物候指数 (NDPI),以提高融雪地区春季物候的监测能力。NDPI 利用土壤和雪的反射率从红色到短波红外波段 (Shortwave infrared, SWIR) 呈单调变化,而植被在近红外波段反射率高,在红色和短波红外波段反射率低的特性,采用加权的 RED-SWIR 组合代替 NDVI 中的红波段,通过加权计算使得不同类型土壤和雪的 RED-SWIR 组合波段的值近似等于近红外波段的值,从而使不同类型土壤和积雪的 NDPI 值接近于零。因此,NDPI 在显著缓解土壤背景不利影响的同时,保证了对植被的高敏感性。Xu 等^[27] 将 NDPI 应用到内蒙古温带干旱半干旱区草地地上生物量鲜重的监测中,发现 NDPI 对研究区草地 AGB 的估算比其他植被指数更可靠、更准确,基于 NDPI 的反演模型在空间和时间上均具有较好的可扩展性。然而,干旱与半干旱区草地与高寒草地在立地条件和植被类型方面具有显著差异,NDPI 对高寒草地地上生物量监测效果还有待进一步验证。

鉴于此,本研究以甘南高寒草地作为研究对象,基于 GEE 平台,利用 Sentinel-2 遥感数据和野外样地实测数据,分析 NDVI、EVI、SAVI、NDPI 和比值植被指数 (Ratio vegetation index, RVI) 等 9 种常用植被指数与草地 AGB 的关系,找到高寒草地 AGB 监测的最优植被指数,构建稳健的草地地上生物量估算模型并进行精度验证,旨在改进现有的高寒草地地上生物量监测方法。最后分析 2019—2021 年高寒草地地上生物量时空动态特征,以期当地草地资源合理利用和生态环境的动态监测和评价提供科学基础。

1 数据与方法

1.1 研究区概况

甘南藏族自治州地处青藏高原和黄土高原过渡带,地理位置介于 $100^{\circ}46'$ — $104^{\circ}44'E$, $33^{\circ}06'$ — $35^{\circ}44'N$ 之间,平均海拔大于 3000m,是长江、黄河重要的水源涵养和补给区。该区属于典型的高原大陆性气候,多年平均气温仅为 $1.7^{\circ}C$,无霜期短,日照时长,年降水量大于 500mm,但季节和空间分布差异显著。独特的地理位置和气候条件使得甘南既是气候敏感区,又属于生态脆弱区。甘南州草地资源丰富,是甘肃省重要的畜牧业基地,畜牧业是当地农牧民的主要经济来源。全州共有草地面积 $2.122 \times 10^6 \text{ km}^2$,占全州土地总面积的 59.32%^[29]。草地主要分布在玛曲县、夏河县、碌曲县和卓尼县境内,包括高寒草甸、山地草甸和沼泽等草地类型(图 1)。

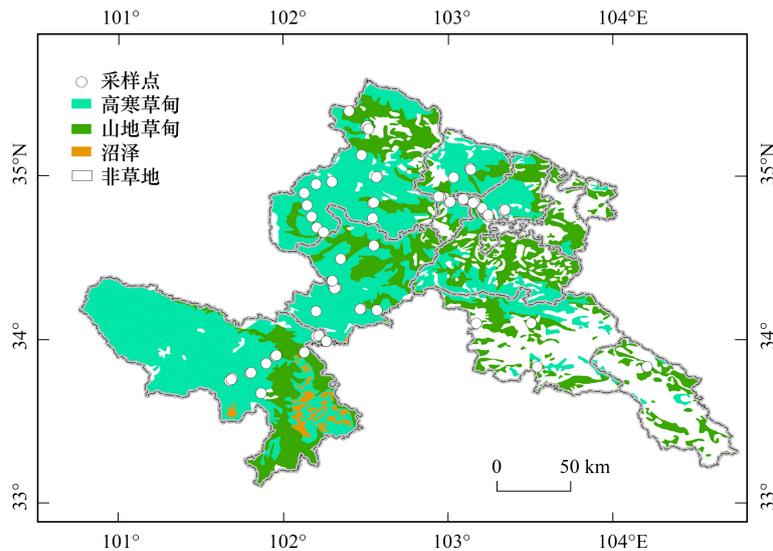


图 1 甘南州采样点和草地类型分布图

Fig.1 Spatial distribution of sampling sites and grassland types of Gannan

1.2 Sentinel-2 数据获取

Sentinel-2 数据是利用 GEE 平台获取的,GEE 平台具有行星尺度的地理空间分析能力,通过 JavaScript 或 Python 应用程序接口可以快速获取长时间序列的卫星预处理数据。Sentinel-2 包括 2 颗极地轨道卫星(2A 和 2B),其上搭载的多光谱成像仪包含可见光、近红外至短波红外在内的 13 个光谱波段。本研究所采用的 Sentinel-2 数据为 L2A 级别的经过大气校正的地表反射率数据,数据空间分辨率为 10m,时间分辨率为 10d,时间序列为 2019 年 5 月—2021 年 8 月。通过 GEE 平台直接访问 Sentinel-2 L2A 数据,并在平台完成相关植被指数的计算。

1.3 地面实测数据

2019—2021 年 5—8 月草地生长季期间,在甘南草地选取地势平坦、植被分布均匀、面积大于 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的代表性样地开展外业调查工作。每个样地内设置 3 个 $0.5\text{ m} \times 0.5\text{ m}$ 的样方,调查内容包括样地草地类型、经纬度、海拔高度、地上生物量鲜重,以及在 $60^{\circ}C$ 烘箱里烘干 48h 后测量的干物质产量等指标。2019、2020 和 2021 年分别调查样地 58、18、11 个。将每个样地内 3 个样方的平均值作为 1 条记录,最终得到 87 条有效样地记录。辅助数据包括 1:50 万草地类型图、行政分区等相关数据库。

1.4 植被指数计算

本研究总共选取了包括 NDVI、EVI、SAVI、RVI、NDPI、DVI、MSAVI、OSAVI 和转换植被指数(Transformed

vegetation index, TVI) 在内的 9 种常用的草地地上生物量反演的植被指数。首先,在 GEE 中调用 2019—2021 年 5—8 月所有覆盖研究区的 Sentinel-2 L2A 产品,建立甘南高寒草地时间序列影像集合;然后,将影像集合经过去云掩膜后,提取与地面实测点在空间和时间相对应的 B2、B4、B8 和 B11 波段的光谱值,为了最小化遥感数据与地面数据时间不匹配造成的误差,尽量选择与地面监测时间最接近的 Sentinel-2 影像进行提点。结合表 1 中的计算公式来计算相应的植被指数,以上步骤全部在 GEE 平台完成。

表 1 草地 AGB 估算植被指数

Table 1 Vegetation indices for grassland AGB estimation

植被指数 Vegetation indices	计算公式 Formulas	参考文献 References
DVI	$\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}$	Richardson and Wiegand ^[30]
EVI	$2.5 \times \frac{\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}}{\rho_{\text{nir}} + 6 \times \rho_{\text{red}} - 7.5 \times \rho_{\text{blue}} + 1}$	Huete ^[15]
MSAVI	$\frac{1}{2} \times [(2 \times \rho_{\text{nir}} + 1) - (\sqrt{(2 \times \rho_{\text{nir}} + 1)^2 - 8 \times (\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}})})]$	Qi 等 ^[17]
NDPI	$\frac{\rho_{\text{nir}} - (0.74 \times \rho_{\text{red}} + 0.26 \times \rho_{\text{swir}})}{\rho_{\text{nir}} + (0.74 \times \rho_{\text{red}} + 0.26 \times \rho_{\text{swir}})}$	Wang 等 ^[28]
NDVI	$(\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}) / (\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{red}})$	Tucker ^[7]
OSAVI	$(\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}) / (\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{red}} + 0.16)$	Rondeaux 等 ^[18]
RVI	$\rho_{\text{nir}} / \rho_{\text{red}}$	Jordan ^[31]
SAVI	$1.5 \times (\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}) / (\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{red}} + 0.5)$	Huete ^[16]
TVI	$\sqrt{(\rho_{\text{nir}} - \rho_{\text{red}}) / (\rho_{\text{nir}} + \rho_{\text{red}})} + 0.5$	Deering 等 ^[32]

DVI: 差值植被指数 different vegetation index; EVI: 增强植被指数 enhanced vegetation index; MSAVI: 改良土壤调整植被指数 modified soil adjusted vegetation index; NDPI: 归一化物候指数 normalized difference phenology index; NDVI: 归一化植被指数 normalized difference vegetation index; OSAVI: 优化土壤调整植被指数 optimized soil-adjusted vegetation index; RVI: 比值植被指数 ratio vegetation index; SAVI: 土壤调整植被指数 soil adjusted vegetation index; TVI: 转换植被指数 transformed vegetation index; ρ_{blue} 、 ρ_{red} 、 ρ_{nir} 和 ρ_{swir} 分别代表蓝、红、近红和短波红外波段的地表反射率。本研究中 Sentinel-2 数据对应的蓝、红、近红和短波红外波段分别为 B2、B4、B8 和 B11

1.5 模型构建和精度分析

利用普通最小二乘法分析多种指数和地上生物量干重之间的关系,系统比较不同植被指数和统计模型估算草地地上生物量干重的能力。采用留一法交叉验证(Leave one out cross validation, LOOCV)方法,对地上生物量反演模型的精度进行评估。模型的性能使用决定系数 R^2 和预测值均方根误差(Root mean square error of prediction, RMSEP)来验证。

1.6 地上生物量空间格局分析

利用已建立的草地地上生物量反演模型以及 Sentinel-2 地表反射率数据,结合研究区草地类型图,分析研究区 2019—2021 年生长季草地地上生物量的空间分布状况和年际动态变化等特征。

2 结果与分析

2.1 基于调查样本的高寒草地地上生物量统计分析

甘南 2019—2021 年实测草地地上生物量干重统计分析结果表明(表 2),草地地上生物量的观测主要是集中在高寒草甸和山地草甸,高寒草甸和山地草甸的采样数分别为 53 和 34。不同草地类型地上生物量整体上介于 281.47—4452.53 kg/hm²,其中高寒草甸的多年平均值略高于山地草甸,但山地草甸的标准偏差相对较高,为 944.98 kg/hm²,说明山地草甸地上生物量变化幅度较高寒草甸大。不同年份的观测结果表明,高寒草甸

和山地草甸的地上生物量变化趋势相似,地上生物量多年平均最大值均出现在 2020 年,最小值出现在 2021 年。不同的是,高寒草甸 2021 年标准偏差最大为 1079.63kg/hm²,而山地草甸 2019 年标准偏差最大为 1096.13kg/hm²,说明高寒草甸在 2021 年变化幅度最大,而山地草甸在 2019 年波动幅度最大。2019 年均值相对较小的原因是 2019 年的调查时间为 5—9 月份,2020 和 2021 年则集中在 8 月份。

表 2 2019—2021 年甘南高寒草地地上生物量干重观测值统计分析结果

Table 2 Observed AGB of alpine grassland in Gannan during 2019—2021

草地类型 Grassland types	年份 Years	样本数 Samples	地上生物量观测值 Observed AGB/(kg/hm ²)			
			平均值 Average	最大值 Maximum	最小值 Minimum	标准偏差 Standard deviation
高寒草甸 Alpine meadow	2019	34	2257.38	4275.07	604.72	906.73
	2020	12	2673.84	3953.20	1797.07	652.91
	2021	7	2097.60	3652.40	775.20	1079.63
	2019—2021	53	2330.57	4275.07	604.72	885.68
山地草甸 Mountain meadow	2019	24	2147.71	4452.53	281.47	1096.13
	2020	6	2274.29	2796.93	1605.47	420.93
	2021	4	1694.60	1885.60	1532.80	145.04
	2019—2021	34	2116.74	4452.53	281.47	944.98

2.2 地上生物量模型构建与精度评价

本研究总共分析比较了 9 种常用植被指数与地上生物量干重的相关性(表 3)。研究表明,地上生物量与 9 种植被指数之间的决定系数 R^2 范围为 0.37—0.72,预测值均方根误差 RMSEP 值介于 577.83—772.07kg/hm²。其中,地上生物量与 NDPI 之间的 R^2 值最大, RMSEP 值接近最小,说明 NDPI 对地上生物量的估计优于其他常用的植被指数,短波红外波段对草地植被更为敏感。NDVI 和 TVI 对地上生物量的估算精度仅次于 NDPI,而地上生物量与 OSAVI、SAVI 和 MSAVI 的拟合效果相类似,反演效果最差的指数为 EVI 和 DVI。比较不同的统计模型发现,乘幂模型的估算精度最高,其次为指数模型,线性和对数模型的估算精度均较低。因此,确定基于 NDPI 的乘幂模型为最优的草地地上生物量反演模型(图 2),利用 SPSS 分析回归模型的各项参数,各参数均通过了显著性检验,甘南高寒草地地上生物量的监测模型为:

$$AGB = 5362.27 \times NDPI^{1.8778}$$

式中,AGB 为草地地上生物量(kg/hm²),NDPI 为归一化物候指数。

表 3 草地上生物量回归模型精度评价结果($n=87$)Table 3 Performance of the regression models of grassland AGB ($n=87$)

植被指数 Vegetation indices	线性模型 Linear		指数模型 Exponential		对数模型 Logarithmic		乘幂模型 Power	
	R^2	RMSEP	R^2	RMSEP	R^2	RMSEP	R^2	RMSEP
DVI	0.41	694.98	0.41	718.77	0.40	702.23	0.42	705.29
EVI	0.39	706.04	0.42	725.25	0.37	715.77	0.43	715.62
MSAVI	0.50	642.61	0.52	668.62	0.48	654.03	0.53	650.04
NDPI	0.59	577.83	0.69	596.25	0.57	594.95	0.72	579.61
NDVI	0.55	610.30	0.68	614.33	0.52	626.54	0.68	607.46
OSAVI	0.54	613.33	0.62	617.19	0.51	634.48	0.62	610.69
RVI	0.45	671.03	0.45	772.07	0.54	612.22	0.61	672.89
SAVI	0.49	643.92	0.53	662.01	0.47	657.44	0.54	649.30
TVI	0.54	617.15	0.68	609.49	0.53	622.63	0.68	607.85

R^2 :回归模型的决定系数;RMSEP:预测集均方根误差 root mean square error of prediction;指模型预测值与实际观测值的均方根误差,单位为 kg/hm²

2.3 高寒草地地上生物量空间格局分析

利用建立的地上生物量反演模型和 NDPI 指数,估算 2019—2021 年草地地上生物量干重平均值(图 3)。2019—2021 年甘南高寒草地地上生物量平均值为 2272.12kg/hm²,空间分布差异明显,西南部玛曲县境内草地地上生物量最高可达 4245.68kg/hm²,东部迭部县的北部草地地上生物量最小值仅为 0.10kg/hm²。约 5%的草地地上生物量小于 1000kg/hm²,主要分布在玛曲县西南部、迭部县和夏河县北部的高海拔地区;地上生物量介于 1000—2000kg/hm²的草地约占草地总面积的 21.2%,主要分布在玛曲县西部及夏河县、合作市和临潭县境内;60%以上的草地地上生物量介于 2000—3000 kg/hm²之间,8.6%的草地产草量超过 3000kg/hm²,集中分布在玛曲县北部和碌曲县的南部地区。不同草地类型的地上生物量统计结果表明(表 4),3 种草地类型 2019—2021 年平均地上生物量相差不大,山地草甸略高于高寒草甸和沼泽;3 年间山地草甸和高寒草甸的变化幅度类似,沼泽的变化幅度最小。

不同年份草地地上生物量的变化情况显示(图 4),2019 到 2020 年甘南高寒草地地上生物量略有增加,2021 年地上生物量下降为 2163.51kg/hm²;山地草甸和高寒草甸地上生物量变化情况与草地整体变化相类似,呈先略微增加后减少的趋势,沼泽草地地上生物量则呈现持续降低的趋势。

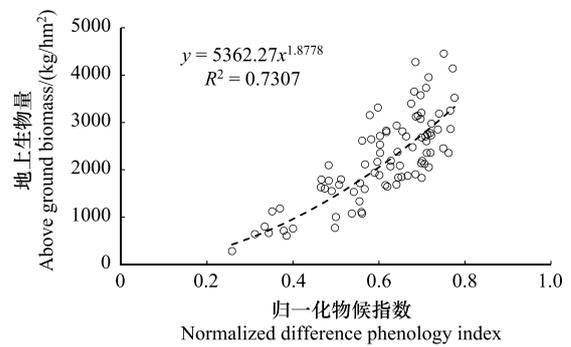


图 2 NDPI 与地上生物量回归模型散点图
Fig.2 The scatter plot between NDPI and AGB

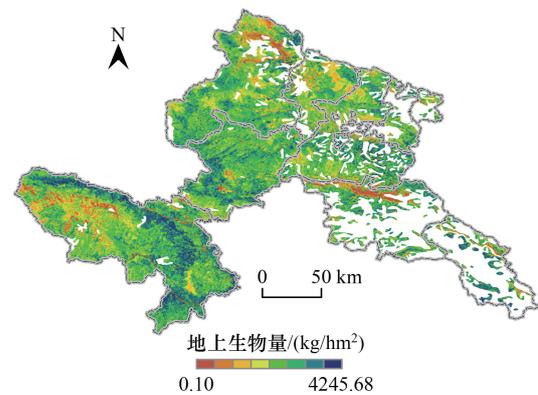


图 3 2019—2021 年草地地上生物量干重多年平均值空间分布格局
Fig.3 The spatial distribution pattern of annual average AGB during 2019 to 2021

表 4 2019—2021 年不同草地类型地上生物量干重多年平均值

Table 4 The annual average AGB of different grassland types during 2019 to 2021

草地类型 Grassland types	地上生物量 AGB/(kg/hm ²)	标准偏差 Standard deviation/(kg/hm ²)
山地草甸 Mountain meadow	2363.48	651.60
高寒草甸 Alpine meadow	2218.59	652.26
沼泽 Swamp wetland	2276.06	481.48

3 讨论

3.1 植被类型对监测模型的影响

为了比较不同植被类型对地上生物量反演模型精度的影响,本研究分析了高寒草甸和山地草甸地上生物量与不同植被指数之间的相关性(表 5)。结果表明,两种草地类型的地上生物量与不同植被指数之间的决定系数 R^2 范围为 0.26—0.82,预测值均方根误差 RMSEP 值介于 533.58—943.18kg/hm²。NDPI 在不同草地类型中均表现最佳(R^2 值均为最大, RMSEP 值接近最小),NDPI 在不同草地类型地上生物量估计中优于其他植被指数。同时也可发现,山地草甸生物量反演模型精度要优于高寒草甸,表明不同草地类型监测模型间存在差异;两种草地类型最优估计模型均为乘幂模型,也表明乘幂模型在甘南高寒草地地上生物量反演中具有一定的泛化能力,但不同草地类型的模型估计参数略有不同(图 5)。

3.2 NDPI 估算 AGB 的优势

NDPI 最初设计是用于改进植被早春物候监测效果^[28]。NDPI 利用土壤、积雪和植被在不同波段的反射率特性,采用 RED-SWIR 的加权和代替 NDVI 中的红波段,根据 MODIS 光谱响应函数,分析了不同积雪、土壤和植被类型的光谱反射率曲线,得到最佳的权重值 α ,通过有效的加权计算使得不同类型土壤和积雪的 NDPI 值接近于零,而植被的 NDPI 值则较高。通过这些变换 NDPI 最小化了不同积雪和土壤之间的差异,将植被信号与背景组分进行有效区分,从而减小融雪效应对物候监测的影响,能更准确地反映植被春季返青时间。最近 NDPI 在草地地上生物量的估算也有较好的表现^[27]。

本研究中也发现,NDPI 在高寒草地地上生物量的监测中要优于其他常用的植被指数,这主要是由于 NDPI 能显著降低土壤对异质性草地植被指数的影响。土壤反射率从红色到短波红外波段呈单调增加趋势,NDPI 利用了这一独特的特性,采用 RED-SWIR 波段的加权反射率,使得土壤 RED-SWIR 波段加权反射率接近其近红外波段值,从而使土壤的 NDPI 值接近于零,降低了土壤对植被反演的影响。

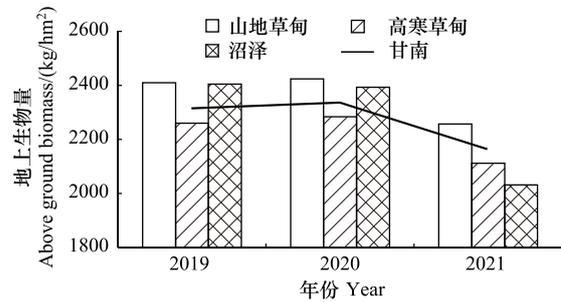


图 4 2019—2021 年草地地上生物量干重年际变化特征

Fig.4 The inter-annual variability of grassland AGB during 2019 to 2021

表 5 不同草地地上生物量回归模型精度评价结果

Table 5 Performance of the regression models for different grassland AGB

植被类型 Vegetation types	植被指数 Vegetation indices	线性模型 Linear		指数模型 Exponential		对数模型 Logarithmic		乘幂模型 Power	
		R^2	RMSEP	R^2	RMSEP	R^2	RMSEP	R^2	RMSEP
高寒草甸 Alpine meadow ($n=53$)	DVI	0.33	716.85	0.34	726.96	0.32	724.57	0.34	726.01
	EVI	0.28	747.74	0.30	760.47	0.26	756.00	0.29	758.63
	MSAVI	0.41	672.71	0.43	683.39	0.39	685.35	0.43	679.46
	NDPI	0.50	618.17	0.56	629.92	0.49	626.97	0.57	621.65
	NDVI	0.47	641.12	0.56	642.72	0.45	651.78	0.56	641.18
	OSAVI	0.45	652.34	0.51	649.00	0.41	672.77	0.49	652.71
	RVI	0.40	681.55	0.42	737.35	0.47	641.38	0.53	673.43
	SAVI	0.41	675.54	0.42	681.28	0.38	689.83	0.43	681.02
	TVI	0.46	645.73	0.56	641.16	0.45	649.33	0.56	640.97
山地草甸 Mountain meadow ($n=34$)	DVI	0.45	693.87	0.43	774.16	0.44	699.67	0.46	708.34
	EVI	0.51	650.31	0.53	710.84	0.51	655.63	0.58	662.27
	MSAVI	0.56	618.96	0.57	699.48	0.54	629.59	0.62	629.92
	NDPI	0.66	541.77	0.78	559.75	0.63	571.13	0.82	533.58
	NDVI	0.60	591.83	0.76	593.99	0.56	621.33	0.76	576.89
	OSAVI	0.62	572.99	0.73	597.10	0.58	605.71	0.74	562.56
	RVI	0.44	699.86	0.42	943.18	0.59	595.18	0.67	723.84
	SAVI	0.56	616.63	0.61	681.39	0.54	631.42	0.64	625.15
	TVI	0.58	604.50	0.76	582.45	0.57	614.31	0.76	578.20

同时,NDPI 也有一定局限性。 α 是 NDPI 的重要系数,它通过调节 RED-SWIR 的加权反射率来降低背景对植被信号的影响。虽然在本研究中当 $\alpha=0.74$ 时,NDPI 也取得了较好的结果,但 $\alpha=0.74$ 是针对 MODIS 数据光谱响应函数得到的,不同的遥感数据光谱响应函数之间具有一定的差异,因此 $\alpha=0.74$ 的这一数值可能并不适用于所有遥感数据。同时,与 NDVI 类似在地上生物量较高时,NDPI 也存在饱和现象,以上两个问题是基于 NDPI 的地上生物量研究亟待解决的科学问题。在今后的研究中,需要结合更多的现场采样数据及不

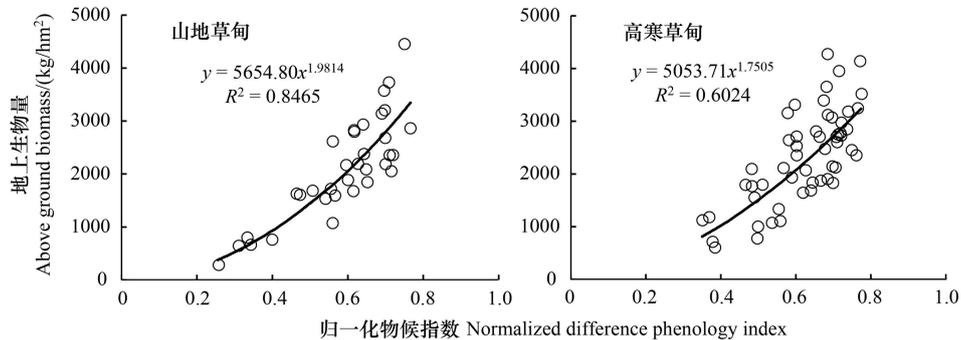


图5 NDPI与高寒草甸和山地草甸地上生物量回归模型散点图

Fig.5 The scatter plots between NDPI and AGB of alpine meadow and mountain meadow

同的遥感数据来分析 α 最佳取值,也可利用对植被干物质组份纤维素、木质素、糖类、淀粉等更为敏感的 2100nm 附近的短波红外波段^[33-34]代替 1600nm 处短波红外波段,改进基于不同遥感数据的 NDPI 指数,进一步提高草地地上生物量监测精度。

4 结论

本研究基于 2019—2021 年甘南高寒草地实测数据和 Sentinel-2 遥感数据,分析了不同植被指数(DVI、EVI、MSAVI、NDPI、NDVI、OSAVI、RVI、SAVI 和 TVI)对草地 AGB 的监测性能,建立了高寒草地地上生物量反演模型,并统计分析了研究区近 3 年草地地上生物量时空变化特征。结果表明,与 NDVI 等常用植被指数相比较,NDPI 对研究区草地 AGB 的估算更准确,其 R^2 最高, RMSEP 值更低,这主要是由于 NDPI 能显著降低土壤对草地植被指数的影响。基于 NDPI 指数的 4 类统计模型中,乘幂模型精度最高,有效提高了地上生物量的反演精度。2019—2021 年甘南高寒草地地上生物量干重平均值为 2272.12kg/hm²,且在空间分布上差异显著,西南部较高,东部和北部较低。不同草地类型地上生物量多年平均值相差不大,山地草甸略高于高寒草甸和沼泽。2019—2021 年甘南高寒草地地上生物量呈现先微弱增加后显著下降的趋势。NDPI 能够反映高寒草地地上生物量的时空变化特征,可用于大范围的草地地上生物量的监测。

参考文献(References):

- [1] Gao T, Yang X C, Jin Y X, Ma H L, Li J Y, Yu H D, Yu Q Y, Zheng X, Xu B. Spatio-temporal variation in vegetation biomass and its relationships with climate factors in the Xilingol grasslands, Northern China. *PLoS One*, 2013, 8(12): e83824.
- [2] 常学礼, 吕世海, 冯朝阳, 叶生星. 地形对草甸草原植被生产力分布格局的影响. *生态学报*, 2015, 35(10): 3339-3348.
- [3] Yang S X, Feng Q S, Liang T G, Liu B K, Zhang W J, Xie H J. Modeling grassland above-ground biomass based on artificial neural network and remote sensing in the Three-River Headwaters Region. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 448-455.
- [4] Yin G F, Li A N, Wu C Y, Wang J Y, Xie Q Y, Zhang Z J, Nan X, Jin H A, Bian J H, Lei G B. Seamless upscaling of the field-measured grassland aboveground biomass based on Gaussian process regression and gap-filled landsat 8 OLI reflectance. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2018, 7(7): 242.
- [5] Shoko C, Mutanga O, Dube T. Progress in the remote sensing of C3 and C4 grass species aboveground biomass over time and space. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2016, 120: 13-24.
- [6] 夏安全, 王艳芬, 郝彦宾, 胡容海, 王芳, 吴文超, 崔骁勇. 复杂地形草地植被碳储量遥感估算研究进展. *生态学报*, 2020, 40(18): 6338-6350.
- [7] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2): 127-150.
- [8] Ullah S, Si Y L, Schlerf M, Skidmore A K, Shafique M, Iqbal I A. Estimation of grassland biomass and nitrogen using MERIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 19(1): 196-204.
- [9] Porter T F, Chen C C, Long J A, Lawrence R L, Sowell B F. Estimating biomass on CRP pastureland: a comparison of remote sensing techniques.

- Biomass and Bioenergy, 2014, 66: 268-274.
- [10] Jia W X, Liu M, Yang Y H, He H L, Zhu X D, Yang F, Yin C, Xiang W N. Estimation and uncertainty analyses of grassland biomass in Northern China: comparison of multiple remote sensing data sources and modeling approaches. *Ecological Indicators*, 2016, 60: 1031-1040.
- [11] Meng B, Ge J, Liang T G, Yang S X, Gao J L, Feng Q S, Cui X, Huang X D, Xie H. Evaluation of remote sensing inversion error for the above-ground biomass of alpine meadow grassland based on multi-source satellite data. *Remote Sensing*, 2017, 9: 372.
- [12] 赵慧芳, 李晓东, 张东, 校瑞香. 基于 MODIS 数据的青海省草地地上生物量估算及影响因素研究. *草业学报*, 2020, 29(12): 5-16.
- [13] 张玉琢, 杨志贵, 于红妍, 张强, 杨淑霞, 赵婷, 许画画, 孟宝平, 吕燕燕. 基于 STARFM 的草地地上生物量遥感估测研究——以甘肃省夏河县桑科草原为例. *草业学报*, 2022, 31(6): 23-34.
- [14] Huete A, Justice C, Liu H. Development of vegetation and soil indices for MODIS-EOS. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 49(3): 224-234.
- [15] Huete A, Didan K, Miura T, Rodriguez E P, Gao X, Ferreira L G. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1/2): 195-213.
- [16] Huete A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote Sensing of Environment*, 1988, 25(3): 295-309.
- [17] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, Kerr Y H, Sorooshian S. A modified soil adjusted vegetation index. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 119-126.
- [18] Rondeaux G, Steven M, Baret F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 55(2): 95-107.
- [19] Reddersen B, Fricke T, Wachendorf M. A multi-sensor approach for predicting biomass of extensively managed grassland. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 109: 247-260.
- [20] Liang T G, Yang S X, Feng Q S, Liu B K, Zhang R P, Huang X D, Xie H J. Multi-factor modeling of above-ground biomass in alpine grassland: a case study in the Three-River Headwaters Region, China. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 186: 164-172.
- [21] Yu H, Wu Y F, Niu L T, Chai Y F, Feng Q S, Wang W, Liang T G. A method to avoid spatial overfitting in estimation of grassland above-ground biomass on the Tibetan Plateau. *Ecological Indicators*, 2021, 125: 107450.
- [22] 荀其蕾, 董乙强, 安沙舟, 闫凯. 基于 MOD 09GA 数据的新疆草地生长状况遥感监测研究. *草业学报*, 2018, 27(4): 10-26.
- [23] 黄家兴, 吴静, 李纯斌, 秦格霞, 钱娟冰, 李怀海. 基于 Sentinel-2 和 Landsat 8 数据的天祝县草地地上生物量遥感反演. *草地学报*, 2021, 29(9): 2023-2030.
- [24] 陆荫, 杨淑霞, 李晓红. 甘南州高寒天然草地生长状况遥感监测. *草业科学*, 2021, 38(1): 32-43.
- [25] 叶静芸, 吴波, 贾晓红, 费兵强, 高君亮, 成龙, 庞营军, 姚斌, 孔德庸. 极干旱区稀疏荒漠植被地上生物量遥感估算. *干旱区地理*, 2022, 45(2): 478-487.
- [26] 杨国范, 翟光耀, 张婷婷, 成遣. 基于环境小卫星的土壤线提取研究. *遥感技术与应用*, 2014, 29(3): 428-432.
- [27] Xu D W, Wang C, Chen J, Shen M G, Shen B B, Yan R R, Li Z W, Karnieli A, Chen J Q, Yan Y C, Wang X, Chen B R, Yin D M, Xin X P. The superiority of the normalized difference phenology index (NDPI) for estimating grassland aboveground fresh biomass. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 264: 112578.
- [28] Wang C, Chen J, Wu J, Tang Y H, Shi P J, Black T A, Zhu K. A snow-free vegetation index for improved monitoring of vegetation spring green-up date in deciduous ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 196: 1-12.
- [29] 甘南藏族自治州统计局. 甘南州第三次全国国土调查主要数据公报. (2021-12-03) [2022-08-15]. <http://tjj.gnzmzf.gov.cn/info/1194/6404.htm>
- [30] Richardson A J, Wiegand C. Distinguishing vegetation from soil background information. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1977, 43, 1541-1552.
- [31] Jordan C F. Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor. *Ecology*, 1969, 50(4): 663-666.
- [32] Deering D W, Rouse J W, Haas R H, Schell J A. Measuring forage production of grazing units from Landsat MSS data. 10th International Symposium on Remote Sensing of Environment. Ann Arbor: International Committee on Remote Sensing of Environment, 1975:1169-1178.
- [33] Jacques D C, Kergoat L, Hiernaux P, Mougouin E, Defourny P. Monitoring dry vegetation masses in semi-arid areas with MODIS SWIR bands. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 153: 40-49.
- [34] Wu J, Kurosaki Y, Gantsetseg B, Ishizuka M, Sekiyama T T, Buyantogtokh B, Liu J Q. Estimation of dry vegetation cover and mass from MODIS data: verification by roughness length and sand saltation threshold. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 102: 102417.