#### DOI: 10.20103/j.stxb.202310172262

胡仁杰,陈璇黎,陈金,张世荣,匡依利,于红妍,吉汉忠,赵晓军,宜树华,孟宝平,李猛.MODIS NDVI 饱和性对高寒草甸草地生物量遥感估测的影响——以青藏高原东缘为例.生态学报,2024,44(14):6357-6372.

Hu R J, Chen X L, Chen J, Zhang S R, Kuang Y L, Yu H Y, Ji H Z, Zhao X J, Yi S H, Meng B P, Li M.MODIS NDVI saturation assessment of alpine meadow grassland biomass estimation using remote sensing: a case study in the eastern edge of the Qinghai-Tibet Plateau. Acta Ecologica Sinica, 2024, 44 (14):6357-6372.

# MODIS NDVI 饱和性对高寒草甸草地生物量遥感估测的影响

——以青藏高原东缘为例

胡仁杰<sup>1,2</sup>,陈璇黎<sup>1,2</sup>,陈  $\pounds^{1,2}$ ,张世荣<sup>1,2</sup>,匡依利<sup>1,2</sup>,于红妍<sup>3</sup>,吉汉忠<sup>4</sup>,赵晓军<sup>4</sup>, 宜树华<sup>1,2</sup>,孟宝平<sup>1,2,\*</sup>,李 猛<sup>1,2</sup>

1 南通大学脆弱生态环境研究所,南通 226007

2 南通大学地理科学学院,南通 226007

3 祁连山国家公园青海片区保障服务中心,西宁 810000

4 青海省海北州草原站,海北 812200

摘要:自20世纪70年代开始,归一化植被指数(NDVI)在天然草地地上生物量估测研究中得到了广泛应用。然而,NDVI对高密度植被生物量遥感估测存在饱和现象,使草地生物量遥感估测有较大的不确定性。以青藏高原东缘高寒草甸为例,基于比值植被指数(RVI)探讨了NDVI的饱和性,并评估了NDVI饱和性对高寒草甸地上生物量时空动态变化分析的影响。结果表明:(1)虽然基于中分辨率成像光谱仪(MODIS)NDVI构建的草地地上生物量估测模型精度较基于RVI构建的估测模型高,但模型对高寒草地地上生物量(生物量大于2314.627 kg/hm<sup>2</sup>)灵敏度较 RVI 估测模型低,即NDVI阈值大于0.73时,估测模型呈现饱和现象(低估了草地地上生物量);(2)结合 RVI和NDVI的相关关系,对饱和部分NDVI遥感植被指数进行校正,校正后最优地上生物量遥感估测模型为线性模型(y=5908.5x-2198.9,R=0.6190,RMSE=902.41 kg/hm<sup>2</sup>),较调整前RMSE降低了11.72 kg/hm<sup>2</sup>;(3)就NDVI饱和性空间分布而言,从全年6月—9月初(全年第161—257天)饱和性呈现先自东南向西北延伸,后自西北向东南消退的变化趋势,平均低估值介于158.45—293.92 kg/hm<sup>2</sup>之间,最大低估值出现在8月初(全年第225天),超过600 kg/hm<sup>2</sup>;(4)此外,NDVI饱和性对草地地上生物量年际动态变化趋势分析具有较大的影响,去除饱和性影响后草地地上生物量基本不变的区域减小了21.44%,而年际变化小于-10 kg/hm<sup>2</sup>和大于30 kg/hm<sup>2</sup>的区域分别增加了8.48%和16.19%。研究探讨了NDVI饱和性对草地地上生物量遥感估测的影响,以期为精确评估高寒草地地上生物量提供理论依据,同时也为高寒草地资源可持续发展提供科学依据。

关键词:高寒草甸地上生物量; NDVI 饱和性阈值;遥感估测;青藏高原东缘

# MODIS NDVI saturation assessment of alpine meadow grassland biomass estimation using remote sensing: a case study in the eastern edge of the Qinghai-Tibet Plateau

HU Renjie<sup>1,2</sup>, CHEN Xuanli<sup>1,2</sup>, CHEN Jin<sup>1,2</sup>, ZHANG Shirong<sup>1,2</sup>, KUANG Yili<sup>1,2</sup>, YU Hongyan<sup>3</sup>, JI Hanzhong<sup>4</sup>, ZHAO Xiaojun<sup>4</sup>, YI Shuhua<sup>1,2</sup>, MENG Baoping<sup>1,2,\*</sup>, LI Meng<sup>1,2</sup>

**基金项目:**国家自然科学基金(42071056);2022 中央林草生态保护恢复资金,北林草[2022]134 号资助;南通市科技计划(JC12022061) 收稿日期:2023-10-17; 网络出版日期:2024-05-11

<sup>\*</sup> 通讯作者 Corresponding author.E-mail: mengbp18@ ntu.edu.cn

1 Institute of Fragile Eco-Environment, Nantong University, Nantong 226007, China

2 School of Geographic Sciences, Nantong University, Nantong 226007, China

3 Qinghai Service and Guarance Center of Qilian Mountain National Park, Xining 810000, China

4 Qinghai Province Grassland Station in Haibei Prefecture, Haibei 812200, China

Abstract: Since 1970s, the normalized difference vegetation index (NDVI) has been widely used in aboveground biomass estimation in natural grasslands. However, there was a saturation phenomenon in NDVI-based estimation model in highdensity vegetation biomass, which led to significant uncertainty in grassland biomass estimation. The alpine meadow grassland on the eastern edge of the Qinghai-Tibet Plateau was used to explore the saturation of NDVI based on the ratio vegetation index (RVI), and the impact of NDVI saturation on the spatiotemporal dynamic variation analysis of aboveground biomass was evaluated. The results showed that: 1) Although the accuracy of the aboveground biomass estimation model based on NDVI was higher than that model based on RVI, the sensitivity of the model in high aboveground biomass (biomass greater than 2314.63 kg/hm<sup>2</sup>) was lower than that model based on RVI. In other words, when the NDVI was greater than 0.73, the estimation model presented a saturation phenomenon (underestimating aboveground biomass); 2) Combined with the RVI, the saturated NDVI was adjusted. Then the optimal biomass remote sensing estimation model was constructed ( $\gamma = 5908.5x - 2198.9$ , R = 0.6190, RMSE = 902.41 kg/hm<sup>2</sup>), the RMSE decreased 11.72 kg/hm<sup>2</sup> than before; 3) From June to early September of the year (161-257 d), the saturation of NDVI-based aboveground biomass estimation model showed extending from southeast to northwest firstly, and then disappeared from northwest to southeast. The average underestimation aboveground biomass ranged from 158.45 kg/hm<sup>2</sup> to 293.92 kg/hm<sup>2</sup>, and the maximum value occurred in early August (the 225th day of the year), exceeding 600 kg/hm<sup>2</sup>; 4) In addition, the saturation of NDVI-based model had a significant impact on the analysis of annual dynamic variation in aboveground grassland biomass. After removing the saturation effect, the area where grassland aboveground biomass remained unchanged decrease by 21.44%, while the area with less than  $-10 \text{ kg hm}^{-2} \text{ a}^{-1}$  and greater than 30 kg hm $^{-2} \text{ a}^{-1}$  increased by 8.48% and 16.19%, respectively. This study explored the impact of NDVI saturation on aboveground grassland biomass estimation, provided the theoretical basis for accurate evaluation of alpine grassland biomass and scientific basis for sustainable development of alpine grassland resources.

Key Words: aboveground biomass of alpine grassland; NDVI saturation threshold; remote sensing estimation; the eastern edge of the Qinghai-Tibet Plateau

草地在陆地生态系统中扮演着至关重要的角色<sup>[1-2]</sup>,其覆盖范围极为广泛,面积大约占据全球陆地总面积的40%<sup>[3]</sup>,是畜牧业发展、生态系统平衡维持的重要物质基础,在气候的调节、全球碳循环上有着至关重要的作用<sup>[1-2]</sup>。草地生物量不仅可以反映草地初级生产能力,也是草地生态系统中最重要的度量标准之一,同时也是监测草地资源可持续利用状况的重要指标<sup>[4]</sup>。精准评估草地地上生物量及其动态变化,在草地的可持续性发展,草畜平衡管理以及草地资源可持续开发利用等方面具有重要意义<sup>[5-7]</sup>。

目前,草地生物量估测方法主要有实测法、文献记录法、过程模型及遥感反演等方法<sup>[8-9]</sup>。其中,实测法 和文献记录法主要利用样地调查或文献资料中的单位草地面积生物量数据与对应草地面积来估算草地生物 量<sup>[10-11]</sup>。虽然精度较高,但是费时、费力,难以在区域尺度大面积开展<sup>[12]</sup>。过程模型法通过模拟生态系统中 与生物量直接相关的一系列过程,进而实现对草地生物量的模拟<sup>[13]</sup>,虽具有普适性与可预测性,但涉及的参 数过多,部分参数难以在区域尺度获取<sup>[14]</sup>。遥感反演法通过构建遥感植被指数和地面调查数据之间的线性 或非线性数学关系式,进而建立大尺度草地生物量估测模型<sup>[15]</sup>,具有时效性强、覆盖范围广和数据易获取等 优点<sup>[16]</sup>。相较于实测法、文献记录法以及过程模型法,遥感法更适宜区域尺度大面积草地生物量估算,尤其 是人类难以到达的区域。 自 20 世纪 70 年代开始,归一化植被指数(NDVI)在天然草地地上生物量估测研究中得到了广泛应用<sup>[17-18]</sup>。基于 NDVI 遥感植被指数的统计模型利用明确的参数化表达式将有限数量的光谱波段和草地生物量相关联,是草地生物量统计模型中最常用的一种类型,也是目前光学遥感估测中应用年限较长、最受欢迎、应用最广泛的模型<sup>[19]</sup>。虽然 NDVI 对中低覆盖度植被地上生物量较为敏感<sup>[20]</sup>,但是在高植被覆盖区,直接利用近红外波段(NIR)和红波段构建的比值植被指数(RVI)较 NDVI 更为敏感<sup>[21-22]</sup>。此外,Taylor 等和 Gu 等研究结果表明 NDVI 和 RVI 之间存在良好的相关性<sup>[23-24]</sup>。因此,研究 NDVI 在草地地上生物量估测中的饱和阈值,尝试使用 RVI 校正饱和部分 NDVI 值来提高遥感估测精度,是减少基于 NDVI 遥感植被指数的草地 地上生物量估算不确定性的重要途径之一。

青藏高原是气候变化和人类活动响应的敏感区,准确估算青藏高原高寒草甸地上生物量是评估该地区草地对人类活动和全球气候变化响应的基础。长期以来,中低分辨率卫星遥感因其具有较高的时间分辨率和较大的空间覆盖范围(如 MODIS 植被指数,时间分辨率为1 d,幅宽达 2330 km),是青藏高原草地资源动态变化监测中最常用的遥感资料<sup>[23]</sup>。相较于青藏高原西北部,青藏高原东缘草地类型多为草甸类,草地植被生长密集,平均植被盖度 80%以上。然而,目前针对高寒草甸地上生物量饱和性问题的研究鲜有报道,MODIS NDVI 对高寒草甸地上生物量估测的饱和性及其造成的不确定性认识不足。

基于以上考虑,本研究的目标是:(1)研究并获得 NDVI 对高寒草甸地上生物量遥感估测的敏感性和饱和 阈值;(2)研究并获得高 NDVI 阈值下 NDVI 与 RVI 之间的相关关系,以便达到校正饱和 NDVI 值的目标;(3) 基于校正前后 NDVI 遥感植被指数数据集,分析研究区高寒草甸地上生物量时空动态变化状况,明晰 NDVI 草 地地上生物量遥感估测模型饱和性对草地植被遥感监测的影响。以期为精确评估高寒草地地上生物量提供 理论依据,同时也为高寒草地资源现状和可持续发展提供科学依据。

#### 1 数据与方法

#### 1.1 研究区概况

甘南藏族自治州(北纬 33°06′至 35°44′,东经 100°46′至 104°44′)地处中国甘肃西南与青藏高原东部边 界,包括玛曲县、碌曲县、夏河县、合作市、卓尼县、临潭县、迭部县和舟曲县等 7 县 1 市,东西约 360 km,南北 约 270 km(图 1)。该地区寒冷潮湿,隶属典型的高原大陆性气候,年平均气温 1—3℃,地势东低西高,平均海 拔均大于 3000 m,年降水量为 400—800 mm,且降雨分布不均,呈现为南多北少。草地面积为 2.603×10<sup>6</sup>hm<sup>2</sup>, 占该地区总面积 67.64%,草地类型有高寒草甸、高寒灌丛草甸、沼泽、低平地草甸、温性草甸草原、温性草原和 暖性草丛 7 类<sup>[25]</sup>。其中高寒灌丛草甸和高寒草甸两类草地面积最大,分别占草地总面积的 86.50% 和 10.84%<sup>[26]</sup>,草地植被主要由 94 科,369 属,917 种植物组成,其中可食牧草 890 种,主要以禾本科和莎草科为 主。土壤类型主要有高山草甸土、沼泽化草甸土、山地草甸土、栗钙土和沼泽土等。

## 1.2 地面实测资料

草地地上生物量数据来自野外实地观测,观测时间为 2011—2016 年草地生长季(每年 5—10 月)。样地 布设主要遵循以下几个方面的规则:(1)样地的布设依据研究区植被类型和地形条件设置;(2)同一样地内的 草地生长状况相对均匀,且任意两个样地之间的水平距离应保持至少 5 km;(3)样地在草地类型和土地利用 情况上应具有代表性;(4)采样点的面积对应一个 MODIS 像素范围,即大小为 250 m×250 m。样地设置完成 后,在每个样地内建立一个 100 m×100 m 的地块,每个地块均采用 5 点法布设的 5 个 0.5 m×0.5 m 的样方来 采集数据(图 2)。采样记录的内容包括采样点的草地地上生物量、草地植被盖度、草层高度以及经纬度与地 面高程等,同一样地内所有样方的平均值代表样地水平草地生物量情况。在 2011—2016 年间,研究区内共开 展野外采样调查 6 次,采集样地 284 个(图 1),获得 1400 余份样方数据,与卫星影像成像日期对应的样地、样 方数量见表 1。

#### 1.3 遥感数据及其预处理

遥感植被指数选用美国国家宇航局 MODIS 植被指数产品数据集 MOD13Q1,该产品为 NDVI 16 d 最大合



Fig.1 Location of the study area and observation sites

成数据集,空间分辨率为 250 m,时间序列为 2000 年 1 月至 2016 年 12 月,轨道号为 h26v05,共计下载影像 391 景。为了进一步研究 NDVI 饱和对生长季和年际草 地地上生物量遥感反演的影响,本研究基于 GIS 空间分 析工具合成了研究区 2000—2016 年生长季(5—9月) 月平均与年最大 NDVI 影像。

MOD13Q1 主要处理步骤为:(1) 通过 MODIS 数据 重投影工具(MODIS Reprojection Tool, MRT)将 MODIS 数据投影定义为 WGS84,将 HDF 格式转化为 TIF 格式。 (2) 基于研究区矢量边界对影像进行掩膜提取,获取研 究区 MODIS NDVI 数据集。(3)利用 GIS 栅格分析工具 分别合成 2000—2016 年 NDVI 生长季月平均值和年最 大值。(4) 根据 NDVI 数据集计算 RVI 值,公式如下:

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$$
(1)

式中,R为红光波段的反射值。

$$RVI = \frac{1 + NDVI}{1 - NDVI}$$
(2)



图 2 样地内样方设置 Fig.2 Strategy of quadrat in plot

1.4 草地地上生物量估测模型饱和性评价

基于实测地上生物量和预处理的遥感数据集,分别构建基于 NDVI 与 RVI 的线性、对数、乘幂和指数四类 传统草地生物量遥感估测模型,结合留一法交叉验证的方法验证模型精度,并筛选最优草地地上生物量遥感 估测模型;结合两类遥感植被指数最优生物量估测模型的灵敏度函数,评估基于 NDVI 遥感估测模型饱和的 阈值;基于 RVI 和 NDVI 的相关关系,对饱和部分 NDVI 值进行校正,并重新构建草地地上生物量遥感估测模型,对比分析 NDVI 校正前后草地地上生物量时空动态变化格局差异,评估 NDVI 草地地上生物量遥感估测模型饱和性对草地地上生物量遥感监测的影响,具体流程图如图 3 所示。

MODIS 影像日期	观测日期	样地数	样方数		
MODIS image date	Observation date	Sample plots	Quadrat number		
2011-07-29—2011-08-13	2011-08-06-2011-08-24	66	198		
2011-08-14-2011-08-28					
2012-08-30-2012-09-13	2012-09-12-2012-09-13	5	25		
2013-08-30-2013-09-14	2013-09-12-2013-09-13	13	65		
2014-05-26-2014-06-10	2014-05-30-2014-05-31	13	65		
2014-06-11-2014-06-26	2014-06-14-2014-06-16	13	65		
2014-06-27-2014-07-12	2014-06-28-2014-06-29	13	65		
2014-07-13-2014-07-28	2014-07-11-2014-07-13	13	65		
2014-07-13-2014-07-28	2014-07-26-2014-07-28	13	65		
2014-08-14-2014-08-29	2014-08-14-2014-08-15	13	65		
2014-08-30-2014-09-14	2014-09-01-2014-09-02	13	65		
2014-09-15-2014-09-30	2014-09-26-2014-09-28	13	65		
2014-10-17-2014-11-01	2014-10-20-2014-10-22	13	65		
2015-05-10-2015-05-25	2015-05-20-2015-05-22	13	65		
2015-07-13-2015-07-28	2015-07-14-2015-07-15	13	65		
2015-07-13-2015-07-28	2015-07-24-2015-07-25	13	65		
2015-07-13-2015-07-28	2015-07-20-2015-07-25	49	245		
2015-07-29-2015-08-13	2015-08-10-2015-08-11	13	65		
2015-08-14-2015-08-29	2015-08-20-2015-08-23	13	65		
2015-08-30-2015-09-14	2015-09-11-2015-09-13	13	65		
2015-09-15-2015-09-30	2015-09-19-2015-09-23	25	125		
2015-10-01-2015-10-16	2015-10-10-2015-10-11	13	65		
2015-10-17-2015-11-01	2015-10-20-2015-10-22	13	65		
2016-07-13-2016-07-28	2016-07-21-2016-07-26	28	140		
2016-07-13-2016-07-28	2016-07-28-2016-07-29	13	65		
2016-08-14-2016-08-29	2016-08-20-2016-08-25	21	105		
2016-08-14-2016-08-29	2016-08-20-2016-08-25	13	65		
2016-09-15-2016-09-30	2016-09-24-2016-09-26	3	15		

表 1 MODIS 影像及外业调查列表

Table 1 List of MODIS images and field observations

## 1.4.1 地上生物量估测模型构建及其精度验证

以 2011—2016 年地面实测草地地上生物量为因变量,样地所对应的 MODIS NDVI 和 RVI 分别为自变量, 构建基于 NDVI 与 RVI 的线性、对数、乘幂和指数四类传统草地地上生物量遥感估测模型,结合留一法交叉验证(leave-one-out cross validation, LOOCV)的方法对模型进行精度评价,并筛选最优草地生物量遥感估测模型 类型,最终利用所有观测样本和与之相对应的遥感植被指数进行参数估计,得到最优草地地上生物量遥感估 测模型。在采用留一法交叉验证的方法检验模型精度时,所有生物量数据和与之相对应的遥感植被指数数据 集中,随机选取一组样本作为验证数据集,用来验证模型的估测能力,剩下的样本数据作为训练集来训练模 型。每次模型构建完成后利用测试集数据计算模型预测值与观测值之间的 R 和均方根差(RMSE),重复选取 测试集和训练集数据,直到所有的样本都在训练集和测试集中出现,模型的估测能力用所有测试集数据计算 出来的 R 和 RMSE 的平均值表示, R 值越大, RMSE 越小,模型的精度越高。



# 图 3 整体技术路线图

Fig.3 Overall technical roadmap

MODIS: 中分辨率成像光谱仪; NDVI:归一化植被指数; RVI:比值植被指数; NDVIadj:调整后的归一化植被指数

R和RMSE的计算公式分别为:

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (y'_{i} - y_{i})^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y'_{i} - \bar{y})^{2}}}$$
(3)  
RMSE =  $\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - y'_{i})^{2}}{n}}$ (4)

式中,  $y_i$  为实地测量的草地地上生物量的值,  $\bar{y}$  为实测草地地上生物量的平均值,  $y'_i$  为模型估测的草地地上 生物量的值。

1.4.2 模型饱和性评估

基于 1.4.1 中 NDVI 和 RVI 最优草地地上生物量遥感估测模型,以该模型的反函数作为 NDVI 和 RVI 对 草地地上生物量的响应函数,利用灵敏度函数来评估 NDVI 和 RVI 对高寒草甸地上生物量的饱和性和阈值。 即最优生物量遥感估测模型反函数的一阶导数除以因变量预测的标准误差,该函数用于指示植被指数在生物 物理参数范围内的灵敏度变化<sup>[27]</sup>。反函数即草地地上生物量作为自变量(*x*),NDVI 作为因变量(*y*)的经验 统计模型,拟合回归函数如式(5)所示:

$$\hat{y} = f(x) \tag{5}$$

由于回归函数存在不确定性,可以呈现为线性、非线性或者曲线,且其中ŷ为估测值,因此它们具有与之

相关的估计误差,用 $\hat{y}$ 的标准误差表示,记为 $\sigma_{\hat{x}}$ 。在线性回归和曲线模型中, $\sigma_{\hat{x}}$ 公式见式(6):

$$\sigma_{\hat{y}_i} = \sqrt{\sigma^2 X'_i (X'X)^{-1} X_i} \tag{6}$$

式中,  $\sigma^2$  是均方误差, X 是自变量矩阵, X<sub>i</sub> 是 X 的第 i 行。

在非线性回归中, $\hat{y}_i$ 的标准误差使用渐近标准误差来近似计算,见式(7):

$$\sigma_{\hat{\gamma}_i} = \sqrt{\sigma^2 F'_i (F'F)^{-1} F_i}$$
(7)

式中, F 是用于近似最小二乘估计的导数矩阵,  $F_i$  表示 F 矩阵的第 i 行,  $F'_i$  表示 F 矩阵第 i 行的一阶导数。 回归函数的一阶导数( $\hat{\gamma}'$ )由式(8)可计算获得:

$$\hat{y}' = f'(x) = \frac{\mathrm{d}(\hat{y})}{\mathrm{d}(x)} \tag{8}$$

式中,  $\hat{y}'$  反映了在给定 x 值时  $\hat{y}$  相对于 x 的变化率,为了准确评估 x 对  $\hat{y}$  的敏感性,本研究将  $\hat{y}'$  的可变性,即  $\hat{y}'$  的标准误差(表示为 $\sigma_{\hat{y}'}$ )纳入敏感性评估中。由于在回归函数中变量 x 被假定为固定的, $\hat{y}'$ 的标准误差等于  $\hat{y}$ 的标准误差,即  $\sigma_{\hat{y}'} = \sigma_{\hat{y}^{\circ}}$ 

因此,可以定义敏感函数(s)为如下式(9):

$$s = \frac{\hat{y}'}{\sigma_{\hat{y}}} = \frac{d\hat{y}}{\sigma_{\hat{y}}}$$
(9)

式中,当 *s* 为正值时,*s* 值越大,*x* 对 *y* 的敏感性越高,当 *s* 为负值时,*s* 表示反向敏感性。*s* 与植被指数的大小无关,取决于生物量的大小。因此,敏感性函数适用于评估不同阈值范围的植被指数之间的敏感性。此外,要在 生物量阈值内比较植被指数(NDVI 与 RVI)的敏感性,还需要考虑植被背景对光谱信号的影响。

因变量所预测的标准误差由式(7)可得。具体计算步骤如下:1)计算因变量的预测值,将已有的自变量数据代入到回归函数公式中,计算得出 NDVI 和 RVI 的预测值;2)计算因变量的均方误差;3)将均方误差代入式(7)中,在 MatLab 中计算得到标准误差。

均方误差式(10)为:

$$\sigma^{2} = \sqrt{\frac{\sum_{1}^{284} (y - \hat{y})^{2}}{n}}$$
(10)

式中, y 表示因变量(NDVI 和 RVI),  $\hat{y}$  表示因变量的预测值, n 表示 y 的数量,这里 n=284。 **1.4.3** NDVI 校正及生物量遥感估测模型重建

基于 1.4.2 中获取的 NDVI 与 RVI 关于高寒草甸地上生物量的灵敏度值,计算出 NDVI 关于草地地上生物量的饱和阈值。选取饱和阈值所在的 NDVI 区间,拟合 NDVI 并调整函数公式,利用调整的函数公式计算大于饱和阈值的 NDVI 值。将调整前(小于饱和阈值)的 NDVI 值与调整后的 NDVI 值构建成新的 NDVIadj。将 NDVIadj 作为自变量,草地地上生物量数据作为因变量,分别构建线性、指数、对数和乘幂四种回归模型。基于 1.4.1 中留一法交叉验证的方法,相关系数 *R* 和 RMSE 分析模型精度,筛选最优反演模型。 1.4.4 NDVI 遥感估测模型饱和性对草地地上生物量时空动态变化分析的影响

基于校正前后 NDVI 最优草地地上生物量反演模型和 1.3 中计算的生长季和年际 NDVI 数据集,分别计 算 2000—2016 年 5—10 月草地地上生物量平均值的空间分布格局(每年第 145—289 天,时间分辨率为 16 d),研究 NDVI 遥感估测模型饱和性对研究区植被生长季内草地地上生物量的动态变化分析的影响。此外, 基于计算校正前后 NDVI 最优地上生物量反演模型分别计算每年生长季内最大草地地上生物量,结合 Slope 算法分析了 2000—2016 年最大草地地上生物量年际动态变化趋势<sup>[28]</sup>。进而分析 NDVI 遥感估测模型饱和性 对 2000—2016 年最大草地地上生物量年际动态变化趋势的影响。Slope 计算公式如下所示: 式中,Biomass<sub>i</sub>表示第*i*年生长季最大草地地上生物量,*n*表示累计观察的年份,本研究中*n*=17,*i*的取值范围为1—17。

#### 2 结果与分析

2.1 实测地上生物量及遥感植被指数统计性分析

研究区实测草地地上生物量与对应的 MODIS-NDVI 遥感数据统计结果如表 1 所示。284 个采样地的草 地地上生物量存在较大差异,平均草地地上生物量在 959.18—2330.19 kg/hm<sup>2</sup>之间,变异系数(CV)在 0.43— 0.61 之间,其中最大草地地上生物量为 6395.51 kg/hm<sup>2</sup>,最小为 424.80 kg/hm<sup>2</sup>。平均草地地上生物量最大的 是玛曲,草地地上生物量和 CV 分别为 2330.19 kg/hm<sup>2</sup>和 0.61;最低为合作,分别为 959.18 kg/hm<sup>2</sup>和 0.45。其 他地区平均草地地上生物量为 1834.36—1972.95 kg/hm<sup>2</sup>,CV 为 0.43—0.60。就整个研究区而言,平均草地地 上生物量与变异系数分别为 1990.99 kg/hm<sup>2</sup>和 0.56。

MODIS-NDVI 平均值在 0.6676—0.7327 之间,其中最大为 0.8430,最小为 0.4751。平均 NDVI 最大的是玛 曲县,NDVI 平均值为 0.7327,变异系数为 0.1115;最小为合作市,分别为 0.6676 和 0.1503。其他地区平均 NDVI 为 0.6873—0.7303,变异系数为 0.0854—0.1327。在研究区内,平均 NDVI 为 0.7080,变异系数为 0.1207 (表 2)。

Table 2         Statistical Analysis of Measured Biomass and MODIS NDVI								
指数 Index	统计数据 Statistics	玛曲县	碌曲县	夏河县	合作市	卓尼县	迭部县	甘南州
生物量	最大值	6.3955	3.9717	4.4261	1.3523	3.8152	3.0236	6.3955
$Biomass/(\times 10^3 kg/hm^2)$	最小值	0.4597	0.7280	0.4248	0.5177	0.8007	0.9701	0.4248
	平均值	2.3302	1.8344	1.8862	0.9592	1.9729	1.8463	1.9910
	标准偏差	1.4105	1.0202	0.9276	0.4278	1.1807	0.7875	1.1146
	变异系数	0.6053	0.5562	0.4918	0.4461	0.5984	0.4265	0.5598
归一化植被指数	最大值	0.8430	0.8070	0.8363	0.7711	0.8158	0.8003	0.8430
NDVI	最小值	0.4751	0.4834	0.4841	0.5396	0.6185	0.5062	0.4751
	平均值	0.7327	0.6956	0.6980	0.6676	0.7303	0.6873	0.7080
	标准偏差	0.0817	0.0867	0.0862	0.1003	0.0624	0.0912	0.0854
	变异系数	0.1115	0.1247	0.1236	0.1503	0.0854	0.1327	0.1207

表 2 实测生物量统和 MODIS NDVI 统计分析 able 2 Statistical Analysis of Measured Biomass and MODIS ND

NDVI:归一化植被指数 Normalized difference vegetation index

#### 2.2 NDVI 饱和性检测及调整

# 2.2.1 草地地上生物量估算模型

将 NDVI、RVI 分别作为自变量,构建关于草地地上生物量的四种传统回归模型,并利用相关系数 R 与 RMSE 检验其精度并选出最优模型,结果如表 3 所示。在所有模型中,基于 NDVI 的草地地上生物量模型中最 优模型为乘幂模型,相关系数 R 为 0.5778, RMSE 为 914.13 kg/hm<sup>2</sup>;其次为对数模型, R 为 0.5775, RMSE 为 920.37 kg/hm<sup>2</sup>;然后为线性模型, R 为 0.5446, RMSE 为 903.68 kg/hm<sup>2</sup>。最后为指数模型, R 为 0.5324, RMSE 为 915.09 kg/hm<sup>2</sup>。而基于 RVI 的草地地上生物量模型中最优模型为线性模型,相关系数 R 为 0.5685, RMSE 为 903.16 kg/hm<sup>2</sup>。其次依次为对数模型、乘幂模型和指数模型, R 分别为 0.5674、0.5450 和0.5083, RMSE 分 别为 895.99 kg/hm<sup>2</sup>, 920.80 kg/hm<sup>2</sup>和 962.73 kg/hm<sup>2</sup>。

Table 3 Estimation Model of Grassland Above-ground Biomass Based on NDVI and RVI					
自变量	模型	函数	相关系数	均方根误差	
Variable	Model	Function	R	$RMSE/(kg/hm^2)$	
归一化植被指数 NDVI	线性	y = 6856.8x - 2763	0.5446	903.6796	
	对数	$y = 4422\ln(x) + 3657.9$	0.5775	920.3663	
	乘幂	$y = 4303.2x^{2.4513}$	0.5778 *	914.1261	
	指数	$y = 124.17 e^{3.7815 x}$	0.5324	915.0853	
比值植被指数 RVI	线性	y = 270.65x + 339.63	0.5685 *	903.1644	
	对数	$y = 1760.9 \ln(x) - 1094.9$	0.5674	895.9888	
	乘幂	$y = 316.22x^{0.9630}$	0.5450	920.7960	
	指数	$y = 701.14 e^{0.1462 x}$	0.5083	962.7329	

	表 3	基于 NDVI 和 RVI 的草地地上生物量估算模型
Table 3	Estimation M	odel of Grassland Above-ground Biomass Based on NDVI and RVI

表中加粗字体为最优生物量遥感估测模型;\*代表不同模型对应相关系数 R 的最大值;RMSE:均方根误差 Root-mean-square error;RVI:比值植被指数 Ratio vegetation index

2.2.2 NDVI 遥感估测模型饱和阈值估计及其校正

基于 2.2.1 中 NDVI 和 RVI 的草地地上生物量最优遥感估测模型,分别计算 NDVI 和 RVI 对生物量的响应函数(最优地上生物量估测模型反函数,图 4),其表达式分别为 y=0.2575x<sup>0.1343</sup>和 y=0.0011x+4.1645。响应函数决定系数 R<sup>2</sup>分别为 0.33 和 0.31。基于 NDVI 和 RVI 对生物量的响应函数,分别计算两类植被指数对草地地上生物量的灵敏度值,并绘制 NDVI 与 RVI 关于生物量的灵敏度曲线,如图 4 所示。NDVI 在生物量较少(稀疏植被)的区域灵敏度远高于 RVI,但随着生物量的增多,NDVI 灵敏度急剧下降,当生物量值达到 2314.63 kg/hm<sup>2</sup>时(对应 NDVI 值为 0.7288),NDVI 灵敏度曲线和 RVI 灵敏度曲线相交,灵敏度值相同。随后随着生物量的增加,RVI 的灵敏度值大于 NDVI,对生物量的变化更加敏感。







## 2.2.3 NDVI 饱和点计算及饱和性调整

基于 NDVI 和 RVI 的草地地上生物量遥感估测模型计算相对应生物量的灵敏度值,并拟合 NDVI 与 RVI 关于生物量的灵敏度曲线,如图 5 所示。NDVI 在生物量较少(稀疏植被)的区域灵敏度远高于 RVI,但随着生 物量的增多,NDVI 灵敏度急剧下降,当生物量值达到 2314.63 kg/hm<sup>2</sup>时(对应 NDVI 值为 0.7288),NDVI 灵敏 度曲线和 RVI 灵敏度曲线相交,灵敏度值相同。随后随着生物量的增加,RVI 的灵敏度值大于 NDVI,对生物 量的变化更加敏感。

草地地上生物量遥感估测模型灵敏度对比分析表明,在NDVI<0.728831(生物量较低)时NDVI 较 RVI 更 敏感,相反在NDVI>0.728831(生物量较高)时 RVI 比 NDVI 更敏感。通过对比分析 NDVI 与 RVI 之间的相关 关系可知,在 NDVI 介于 0.65—0.75 之间时,NDVI 和 RVI 对草地地上生物量表现出相似的敏感性,且二者有



图 5 NDVI 饱和点计算及饱和性调整 Fig.5 NDVI saturation point calculation and saturation adjustment

较好的线性关系。因此选用 0.65—0.75 之间 NDVI 值与其所对应的 RVI 值拟合两类植被指数之间的关系。 结果如图 5 所示,线性模型能较好的反映两者之间的关系,其决定系数 R<sup>2</sup>=0.9925。基于此模型将大于 NDVI 饱和阈值(0.728831)的 NDVI 进行估测,以实现对高值 NDVI 的校正。

# 2.3 草地地上生物量估测模型重建

基于 2.2.3 中的 NDVI 饱和阈值与 NDVI 调整公式,并结合地面实测草地地上生物量数据构建调整前后 NDVI 的草地地上生物量遥感估测模型。结果如表 4 和图 6 所示,基于 NDVIadj 的最优生物量估测模型为线 性模型,其 *R* 为 0.5778, RMSE 为 902.41 kg/hm<sup>2</sup>。因此, NDVIadj 的取值范围如公式 12 所示,在 NDVI 值小于 0.728831 时, NDVIadj 取原始 NDVI 值,在 NDVI 值大于 0.728831 时通过 NDVI 和 RVI 关系式对 NDVI 进行调整。相较于调整前的 NDVI 模型,调整后模型精度得以提高, *R*<sup>2</sup>增加了 0.05, RMSE 整体降低了 11.72 kg/hm<sup>2</sup> (图 6,表 3 和表 4)。

Table 4         Estimation Model of Grassland Above-ground Biomass Based on NDVIadj				
自变量	模型	函数	相关系数	均方根误差
Argument	Model	Function	R	RMSE/(kg/hm <sup>2</sup> )
调整后归一化植被指数	线性	<i>y</i> = 5908.5 <i>x</i> -2198.9	0.6158 *	854.32
NDVIadj	对数	$y = 4117.9 \ln(x) + 3461.2$	0.5973	886.20
	乘幂	$y = 3698.5x^{2.1524}$	0.6118	868.16
	指数	$y = 200.3 e^{3.03x}$	0.6036	880.05

表 4 基于 NDVIadj 的草地地上生物量估算	模型
---------------------------	----

\*代表不同模型对应相关系数R的最大值;NDVIadj:调整后的归一化植被指数 Adjusted normalized difference vegetation index



2.4 NDVI 对草地地上生物量遥感估测饱和性时空动态变化

2.4.1 生长季空间动态变化

分别利用 NDVI 调整前后两类草地地上生物量遥感反演模型反演 2000—2016 年,并计算生长季 5 月份—10 月份每 16 天的多年平均值,调整前后草地平均生物量反演差值结果如图 7 所示。整体而言,调整后的生物量与调整前的生物量差值均为正值,说明调整前 NDVI 估测生物量值存在低估现象;草地地上生物量最大低估值为 1935.19 kg/hm<sup>2</sup>,最小为 136.23 kg/hm<sup>2</sup>。5 月份(全年第 129—145 天)和 9 月末—10 月(全年第 273—305 天)调整前后草地地上生物量低估现象变化不明显,仅出现在研究区东南部,草地地上生物量低估值不高于 200 kg/hm<sup>2</sup>。6 月—9 月初(全年第 161—257 天)调整前后低估现象较为明显,低估程度呈现为先自东南向西北延伸,随后又自西北向东南消退。平均草地地上生物量最大为 293.92 kg/hm<sup>2</sup>,最小为 158.45 kg/hm<sup>2</sup>,于 8 月初(全年第 225 天)研究区东南部出现最大低估现象,超过 600 kg/hm<sup>2</sup>。

2.4.2 生长季内不同草地类型动态变化

根据研究区草地类型空间分布范围,统计不同草地类型 NDVI 调整前后草地地上生物量生长季多年平均 差异,结果如图 8 所示。生长季内由 NDVI 饱和造成的草地地上生物量低估现象在各草地类型中普遍存在, 尤其是在 6 月—8 月(全年第 161—241 天)之间更为显著,低估现象由高到低依次为暖性草原、温性草甸草 原、温性草原、高寒灌丛草甸、沼泽、高寒草甸、低平地草甸。整体而言,在生长季内暖性草原类平均草地地上 生物量调整前后变化幅度最大,达到 345.11 kg/hm<sup>2</sup>,低平地草甸类平均草地地上生物量调整前后变化幅度最 小,为 140.10 kg/hm<sup>2</sup>。

# 2.4.3 2000—2016年变化趋势分析

基于 NDVI 调整前后最优草地地上生物量遥感估测模型,分别反演了 2000—2016 年研究区草地地上生物量,并进一步分析了研究区草地地上生物量时空动态变化趋势(图 9)。由图可以看出调整前,研究区大部分区域草地地上生物量的年变化值介于-10—10 kg/hm<sup>2</sup>之间,其面积占整个研究区总面积的 48.75%,年变化率大于 30 kg/hm<sup>2</sup>的区域占总面积 6.58%,主要集中在东南边缘地带;年变化率介于 10—30 kg/hm<sup>2</sup>的区域占总面积为 29.69%,主要分布在年变化率大于 30 kg/hm<sup>2</sup>区域的边缘地带;年变化率小于-10 kg/hm<sup>2</sup>的区域仅占总区域的 14.99%。调整后的年最大生物量变化趋势分布图中可以看出年变化率小于-10 kg/hm<sup>2</sup>和大于





Fig.7 Difference in monthly average biomass based on NDVI inversion models before and after adjustment

30 kg/hm<sup>2</sup>的区域明显增加,分别增加 31.18%和 15.06%,相较于调整前占比分别增加了 8.48%和 16.19%,年 变化率-10—10 kg/hm<sup>2</sup>的区域占比减少了 21.44%,年变化率在 10—30 kg/hm<sup>2</sup>的区域面积占比变化不大,占 研究区总面积的 26.46%。

# 3 讨论

# 3.1 遥感估测模型饱和性问题带来的不确定性

青藏高原是气候变化和人类活动响应的敏感区,高寒草地植被对气候变化和放牧活动的响应及其反馈机 制是当前研究的热点问题。青藏高原覆盖了地球上海拔 4000 m 以上区域的 83%<sup>[29]</sup>,水热条件独特,地理环 境复杂。在过去的几十年里,青藏高原气温呈现显著升高趋势<sup>[30-31]</sup>,自 1980 年来气温增加了 0.4— 0.52 ℃<sup>[32]</sup>,局部地区的降水也呈现轻微增加趋势<sup>[33]</sup>;尽管青藏高原地区人类活动强度较小,但过去 20 多年 期间的增幅远高于全球其他区域<sup>[34]</sup>。青藏高原地区气候变化和人类活动对高寒草地生态、生产和生活功能 产生了严重的威胁。因此,准确评估青藏高原高寒草地地上生物量及其动态变化,对预测全球气候变化和草 地生态系统之间的反馈关系<sup>[35-36]</sup>,以及草地资源的可持续利用具有极其重要的意义<sup>[37]</sup>。

传统草地植被时空动态监测多基于遥感资料反演或间接使用遥感植被指数来实现<sup>[38-39]</sup>。其中 NDVI 遥 感植被指数是该类研究中使用频率最高、最广泛的遥感植被指数之一<sup>[17]</sup>,然而现有研究很少考虑 NDVI 在高



图 8 调整前后不同草地类型在生长季内每 16 d 的生物量差值动态变化

Fig.8 Dynamic variations of biomass in different grassland types based on NDVI estimation models before and after adjustment during the growing season every 16 days

AGB:地上生物量 Aboveground biomass





Fig.9 Slope annual variation trend of grassland biomass based on NDVI before and after adjustment in Gannan region from 2000 to 2016

植被覆盖区对草地地上生物量遥感估测的饱和问题。就整个青藏高原区域草地生物量遥感研究而言,草地生物量估测范围介于 0—2800 kg/hm<sup>2</sup>之间,就局部地区而言,尤其是降雨充沛的东缘地区,草地地上生物量估算值范围介于 0—6603.86 kg/hm<sup>2</sup>(表 5),其最大值是大范围估算结果的 2.36 倍。由此可见,随着研究范围的增大,无论是构建简单的线性回归模型,还是利用随机森林、人工神经网络以及组合模型(AGB-RSM)都不能克服由于植被指数自身灵敏度造成的饱和现象,均低估了青藏高原高覆盖度草地地上生物量。

本研究 2000—2016 年草地地上生物量反演结果表明,在青藏高原东缘地区,由于 NDVI 饱和性造成的草地地上生物量低估的最大值为 1935.19 kg/hm<sup>2</sup>,占草地地上生物量最大多年平均值(4817.17 kg/hm<sup>2</sup>)的 40%。生长季多年平均反演结果表明,全年 6—8 月份 NDVI 饱和性对草地地上生物量的影响最为显著,低估 的平均草地地上生物量介于 158.45—293.92 kg/hm<sup>2</sup>,8 月初(全年第 225 天)研究区东南部出现最大低估现 象,超过 600 kg/hm<sup>2</sup>。

NDVI 对草地地上生物量遥感估测饱和性除了影响草地地上生物量精确遥感估测外,还影响了高寒草地 地上生物量年际变化趋势分析。本研究表明,NDVI 饱和性对高生物量和低生物量区域的草地地上生物量变 化趋势分析具有较大的影响,考虑 NDVI 饱和性后,年变化率基本不变的区域面积占比减少了 21.44%,而年 变化率小于-10 kg/hm<sup>2</sup>和大于 30 kg/hm<sup>2</sup>的区域面积占比分别增加了 31.18%和 15.06%。由此可见,NDVI 饱和性对青藏高原高寒草地地上生物量遥感估测具有重要的影响作用,不考虑 NDVI 饱和性对草地地上生物量的低估现象会对青藏高原高寒草地地上生物量时空动态变化分析带来较大的不确定性。

Table 5 Studies of aboveground grassland biomass estimation based on remote sensing in the Qinghai-Tibet Plateau alpine grasslands					
研究区	生物量模型	生物量范围	文献		
Study area	Biomass model	Biomass range	References		
甘南地区 Gannan region	乘幂模型	3313.02—6603.86 kg/hm <sup>2</sup>	[40]		
三江源地区 Sanjiangyuan region	人工神经网络	$0 - 4474 \text{ kg/hm}^2$	[28]		
青藏高原 Qinghai-Tibet Plateau	AGB-RSM	150—2800 kg/hm <sup>2</sup>	[ 41 ]		
三江源地区 Sanjiangyuan region	RF	1936.29—5566.61 kg/hm <sup>2</sup>	[42]		
青藏高原 Qinghai-Tibet Plateau	BP-ANN	250—2250 kg/hm <sup>2</sup>	[43]		
青藏高原 Qinghai-Tibet Plateau	RF	57—2102.5 kg/hm <sup>2</sup>	[44]		
甘南地区 Gannan region	乘幂模型	0.10—4245.68 kg/hm <sup>2</sup>	[45]		
青藏高原 Qinghai-Tibet Plateau	RF	0—2500 kg/hm <sup>2</sup>	[46]		

表 5 青藏高原高寒草地地上生物量遥感估测案例

AGB-RSM: 地上生物量最优估算模型; RF: 随机森林; BP-ANN: 人工神经网络

由此可见,虽然考虑 NDVI 遥感估测饱和性后,遥感估测模型的精度并未得到大幅度的提高(*R*<sup>2</sup>增加了 0.05, RMSE 整体降低了 11.72 kg/hm<sup>2</sup>),但其反演的草地地上生物量时空动态变化格局发生了剧烈的变化。因此,本研究结果指出,不考虑 NDVI 遥感估测时的饱和问题,将会对大范围气候变化和人类活动对高寒草地 植被影响的研究带来较大的不确定性。

3.2 不足与展望

(1)地面采样数据的不确定性与卫星遥感的尺度匹配。实测数据是在 250 m×250 m 的采样点上利用 5 点法布设的 5 个 0.5 m×0.5 m 样方来采集的,且采样点的数量稀少,不可避免地存在一定的局限性,今后的研究应增加地面采样点的数量以提高空间代表性<sup>[47]</sup>。在空间匹配上应改进采样点的观测范围与对应的卫星影像像素。在时间上,由于本研究采用的 MODIS 数据为 16 d 平均值和最大值合成数据,野外观测时间为草地 生长季(5—10 月),不可避免的产生了时间差异,在以后的研究中,需更加合理的设计野外观测时间,以减少 实测数据与卫星影像之间的时间差<sup>[29]</sup>。

(2)利用 RVI 校正 NDVI 存在一定的不确定性。在本研究中对比分析 RVI 和 NDVI,二者对草地地上生物量的覆盖情况相似。通过拟合 NDVI 与 RVI 关于生物量的灵敏度曲线,发现在低生物量区域,NDVI 的敏感性远高于 RVI,而在生物量较高时 RVI 的敏感性更高。但由于 RVI 对大气等因素极为敏感<sup>[48]</sup>,在有其他因素的介入时,NDVI 的校正会有一定误差。因此在今后研究中,一方面可通过筛选对草地地上生物量敏感的遥感光谱波段和遥感植被指数来校正 NDVI 饱和性;另一方面还可以通过选择典型研究样地,结合实测草地生物量、NDVI 和过程模型,模拟生态系统生物量直接相关的一系列过程,进而实现对 NDVI 的真实性检验和校正。

(3)机器学习算法构建的模型是否存在饱和现象尚不清楚。机器学习算法基于一定的编程和数据驱动, 以及凭借其高效性、优越性和精确性而广泛应用草地地上生物量估算研究<sup>[19,41]</sup>。与传统经验统计模型相比, 机器学习算法的估测精度更高,且可以考虑各种草地地上生物量影响因素<sup>[49]</sup>。但在构建的估测模型中会出 现过度拟合的现象,受时空限制较大<sup>[50]</sup>。本研究结果显示在区域尺,尤其是整个高原尺度无论传统经验统计 模型,还是多因素机器学习估算模型目前均存在饱和性问题。然而现有研究缺乏对机器学习算法模型饱和性 评估研究,基于机器学习算法构建的模型中是否存在饱和现象尚需进一步探究。

#### 4 结论

本研究基于研究区 2000—2016 年地面实测草地地上生物量与 MODIS-NDVI 遥感数据,分析 NDVI 遥感

植被指数对草地地上生物量估测的敏感性和饱和阈值,结合灵敏度函数和 RVI 植被指数校正饱和 NDVI,并 反演了校正前后研究区 2000—2016 年草地地上生物量,分析饱和性对草地地上生物量遥感评估的影响。结 果表明:当 NDVI 阈值大于 0.73 时,草地地上生物量遥感估测模型呈现饱和现象,虽然基于校正后 NDVI 构建 的草地地上生物量遥感估测模型精度提高较少(RMSE 降低了 11.72 kg/hm<sup>2</sup>),但受饱和性影响的草地类型 多,空间范围广,造成生长季草地年平均地上生物量低估值较大。低估多年平均值介于 158.45—293.92 kg/ hm<sup>2</sup>之间,草地盛草期(全年第 225 天)超过 600 kg/hm<sup>2</sup>。此外,NDVI 饱和性对草地地上生物量年际动态变化 趋势分析具有较大的影响,祛除饱和性影响后草地地上生物量基本不变的区域减小了 21.44%,而年际变化小 于-10 kg/hm<sup>2</sup>和大于 30 kg/hm<sup>2</sup>的区域分别增加了 8.48%和 16.19%。本研究的结论可为精确评估高寒草甸 草地地上生物量提供理论依据,同时也为畜牧平衡管理和可持续发展提供科学依据。

#### 参考文献(References):

- [1] Scurlock J M O, Hall D O. The global carbon sink: a grassland perspective. Global Change Biology, 1998, 4(2): 229-233.
- [2] O'Mara F P. The role of grasslands in food security and climate change. Annals of Botany, 2012, 110(6): 1263-1270.
- [3] White R P, Murray S, Rohweder M. Pilot analysis of global ecosystems: grassland ecosystems. World Resources Institute. 2000, 4(6):275.
- [4] Feng X M, Zhao Y S. Grazing intensity monitoring in Northern China steppe: integrating CENTURY model and MODIS data. Ecological Indicators, 2011, 11(1): 175-182.
- [5] Gao T, Xu B, Yang X C, Jin Y X, Ma H L, Li J Y, Yu H D. Using MODIS time series data to estimate aboveground biomass and its spatiotemporal variation in Inner Mongolia's grassland between 2001 and 2011. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(21): 7796-7810.
- [6] Xu B, Yang X C, Tao W G, Miao J M, Yang Z, Liu H Q, Jin Y X, Zhu X H, Qin Z H, Lv H Y, Li J Y. MODIS-based remote-sensing monitoring of the spatiotemporal patterns of China's grassland vegetation growth. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34 (11): 3867-3878.
- [7] Xu D D, Guo X L. Some insights on grassland health assessment based on remote sensing. Sensors, 2015, 15(2): 3070-3089.
- [8] 姚兴成,曲恬甜,常文静,尹俊,李永进,孙振中,曾辉.基于 MODIS 数据和植被特征估算草地生物量.中国生态农业学报,2017,25 (4):530-541.
- [9] 刘占宇,黄敬峰,吴新宏,董永平,王福民,刘朋涛.草地生物量的高光谱遥感估算模型.农业工程学报,2006,22(2):111-115.
- [10] 葛静, 孟宝平, 杨淑霞, 高金龙, 殷建鹏, 张仁平, 冯琦胜, 梁天刚. 基于 ADC 和 MODIS 遥感数据的高寒草地地上生物量监测研究—— 以黄河源区为例. 草业学报, 2017, 26(7): 23-34.
- [11] 杨淑霞. 三江源地区高寒草地生物量和草畜平衡的时空变化动态及其影响因素研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2017.
- [12] 王莺, 夏文韬, 梁天刚, 王超. 基于 MODIS 植被指数的甘南草地生物量. 兰州大学学报: 自然科学版, 2009, 45(5): 73-78, 87.
- [13] 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.
- [14] 高添,徐斌,杨秀春,金云翔,马海龙,李金亚,于海达.青藏高原草地生态系统生物量碳库研究进展.地理科学进展,2012,31(12):
   1724-1731.
- [15] 许明, 王蕊, 汤萃文. 草地生物量遥感估算方法综述. 甘肃科技, 2020, 36(21): 55-58.
- [16] Moreau S, Bosseno R, Gu X F, Baret F. Assessing the biomass dynamics of Andean *bofedal* and *totora* high-protein wetland grasses from NOAA/ AVHRR. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(4): 516-529.
- [17] 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.
- [18] Meng B P, Ge J, Liang T G, Yang S X, Gao J L, Feng Q S, Cui X, Huang X D, Xie H J. 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(4): 372.
- [19] Nordberg M L, Evertson J. Vegetation index differencing and linear regression for change detection in a Swedish Mountain range using Landsat TM<sup>®</sup> and ETM+<sup>®</sup> imagery. Land Degradation & Development, 2005, 16(2): 139-149.
- [20] Ji L, Peters A J. Performance evaluation of spectral vegetation indices using a statistical sensitivity function. Remote Sensing of Environment, 2007, 106(1): 59-65.
- [21] Liang S .Quantitative Remote Sensing of Land Surfaces.Photogrammetric Record, 2010, 19(108):413-415.
- [22] Chaurasia S, Nigam R, Bhattacharya B, Sridhar V, Mallick K, Vyas S P, Patel N K, Mukherjee J, Shekhar C, Kumar D, Singh K, Bairagi G D, Purohit N, Parihar J. Development of regional wheat VI-LAI models using Resourcesat-1 AWiFS data. J. Earth Sci. 120, 1113-1125.
- [23] Taylor B F, Dini P W, Kidson J W. Determination of seasonal and interannual variation in New Zealand pasture growth from NOAA-7 data. Remote Sensing of Environment, 1985, 18(2): 177-192.
- [24] Gu Y X, Boyte S P, Wylie B K, Tieszen L L. Identifying grasslands suitable for cellulosic feedstock crops in the Greater Platte River Basin: dynamic modeling of ecosystem performance with 250m eMODIS. GCB Bioenergy, 2012, 4(1): 96-106.

- [25] 王锦基. 中国 1:100 万草地资源图的编制. 四川测绘, 1993, 16(2):61-65.
- [26] 孟宝平.基于 UAV 和机器学习方法的甘南地区高寒草地地上生物量遥感估测研究[D].兰州;兰州大学,2018.
- [27] Gu Y X, Wylie B K, Howard D M, Phuyal K P, Ji L. NDVI saturation adjustment: a new approach for improving cropland performance estimates in the Greater Platte River Basin, USA. Ecological Indicators, 2013, 30: 1-6.
- [28] 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.
- [29] Babel W, Biermann T, Coners H, Falge E, Seeber E, Ingrisch J, Schleuß P M, Gerken T, Leonbacher J, Leipold T, Willinghöfer S, Schützenmeister K, Shibistova O, Becker L, Hafner S, Spielvogel S, Li X, Xu X, Sun Y, Zhang L, Yang Y, Ma Y, Wesche K, Graf H F, Leuschner C, Guggenberger G, Kuzyakov Y, Miehe G, Foken T. Pasture degradation modifies the water and carbon cycles of the Tibetan Highlands. Biogeosciences, 2014, 11(23): 6633-6656.
- [30] Yang K, Wu H X, Qin J, Lin C G, Tang W J, Chen Y Y. Recent climate changes over the Tibetan Plateau and their impacts on energy and water cycle: a review. Global and Planetary Change, 2014, 112, 79-91.
- [31] Pepin N, Bradley R S, Diaz H F, Baraer M, Caceres E B, Forsythe N, Fowler H, Greenwood G, Hashmi M Z, Liu X D, Miller J R, Ning L, Ohmura A, Palazzi E, Rangwala I, Schöner W, Severskiy I, Shahgedanova M, Wang M B, Williamson S N, Yang D Q, Mountain Research Initiative EDW Working Group. Elevation-dependent warming in mountain regions of the world. Nature Climate Change, 2015, 5: 424-430.
- [32] Li R, Wu Q B, Li X, Sheng Y, Hu G J, Cheng G D, Zhao L, Jin H J, Zou D F, Wu X D. Characteristic, changes and impacts of permafrost on Qinghai-Tibet Plateau. Chinese Science Bulletin, 2019, 64(27): 2783-2795.
- [33] Kuang X X, Jiao J J. Review on climate change on the Tibetan Plateau during the last half century. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2016, 121(8): 3979-4007.
- [34] Li W, Cao W X, Wang J L, Li X L, Xu C L, Shi S L. Effects of grazing regime on vegetation structure, productivity, soil quality, carbon and nitrogen storage of alpine meadow on the Qinghai-Tibetan Plateau. Ecological Engineering, 2017, 98: 123-133.
- [35] Li Y Y, Dong S K, Liu S L, Zhou H K, Gao Q Z, Cao G M, Wang X X, Su X K, Zhang Y, Tang L, Zhao H D, Wu X Y. Seasonal changes of CO<sub>2</sub>, CH<sub>4</sub> and N<sub>2</sub>O fluxes in different types of alpine grassland in the Qinghai-Tibetan Plateau of China. Soil Biology and Biochemistry, 2015, 80: 306-314.
- [36] Li Y Y, Dong S K, Wen L, Wang X X, Wu Y. The effects of fencing on carbon stocks in the degraded alpine grasslands of the Qinghai-Tibetan Plateau. Journal of Environmental Management, 2013, 128; 393-399.
- [37] Fang J Y, Guo Z D, Piao S L, Chen A P. Terrestrial vegetation carbon sinks in China, 1981—2000. Science in China Series D: Earth Sciences, 2007, 50(9): 1341-1350.
- [38] Zhao H D, Liu S L, Dong S K, Su X K, Wang X X, Wu X Y, Wu L, Zhang X. Analysis of vegetation change associated with human disturbance using MODIS data on the rangelands of the Qinghai-Tibet Plateau. The Rangeland Journal, 2015, 37(1): 77.
- [39] Li L H, Zhang Y L, Liu L S, Wu J S, Li S C, Zhang H Y, Zhang B H, Ding M J, Wang Z F, Paudel B. Current challenges in distinguishing climatic and anthropogenic contributions to alpine grassland variation on the Tibetan Plateau. Ecology and Evolution, 2018, 8(11): 5949-5963.
- [40] 梁天刚,崔霞,冯琦胜,王莺,夏文韬. 2001—2008年甘南牧区草地地上生物量与载畜量遥感动态监测.草业学报,2009,18(6):12-22.
- [41] 焦翠翠,于贵瑞,陈智,等.基于遥感反演的 1982-2015 年中国北方温带和青藏高原高寒草地地上生物量空间数据集.中国科学数据:中英 文网络版, 2019.DOI:10.11922/csdata.2018.0029.zh.
- [42] 王婷,周伟,肖洁芸,谢利娟.基于遥感数据和机器学习算法的草地地上生物量估算研究.冰川冻土,2023,45(2):753-762.
- [43] 刘文,莫兴国,刘苏峡. 青藏高原草地地上生物量的 ANNs 模拟分析. 草地学报, 2022, 30(2): 446-455.
- [44] 金哲人,冯琦胜,王瑞泾,梁天刚. 基于 MODIS 数据与机器学习的青藏高原草地地上生物量研究. 草业学报, 2022, 31(10): 1-17.
- [45] 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.
- [46] 张锦涛,赵峰侠,陈俊合,李洋,孙建.青藏高原不同类型高寒草地物种多样性与生物量的关系及影响要素.草业科学,2023,40(3): 616-626.
- [47] 葛静, 孟宝平, 杨淑霞, 高金龙, 冯琦胜, 梁天刚, 黄晓东, 高新华, 李文龙, 张仁平, 王云龙. 基于 UAV 技术和 MODIS 遥感数据的高寒 草地盖度动态变化监测研究——以黄河源东部地区为例. 草业学报, 2017, 26(3): 1-12.
- [48] 李海峰. 基于 Landsat 影像的 NDVI 与 RVI 反演结果实验与分析. 地理空间信息, 2021, 19(7): 75-77, 7.
- [49] 秦格霞,吴静,李纯斌,吉珍霞,邱政超,李颖.基于机器学习算法的天祝藏族自治县草地地上生物量反演.草业学报,2022,31(4): 177-188.
- [50] 郭芮, 伏帅, 侯蒙京, 刘洁, 苗春丽, 孟新月, 冯琦胜, 贺金生, 钱大文, 梁天刚. 基于 Sentinel-2 数据的青海门源县天然草地生物量遥感 反演研究. 草业学报, 2023, 32(4): 15-29.