

天峻县草地地上生物量遥感监测模型

张振西¹,林扎西尖措²,华旦仁青³,高太侦³,马维才¹,谢久祥^{1*}

(1. 青海大学农牧学院,青海 西宁 810016;2. 天峻县林业和草原站,青海 天峻 817200;

3. 天峻县国有林场,青海 天峻 817200)

摘要:【目的】快速、准确和大范围地对天峻县草地地上生物量(Above-Ground Biomass, AGB)进行监测。【方法】利用天峻县Landsat 8 OLI遥感图像数据和同期43处样点实测生物量数据,分别建立了归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、土壤调节植被指数(Soil-Adjusted Vegetation Index, SAVI)、修改型土壤调节植被指数(Modified Soil-Adjusted Vegetation-Index, MSAVI)、比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI)与草地地上生物量的遥感统计模型,分析遥感植被指数与草地地上生物量之间的相关性。【结果】天峻县遥感植被指数与草地地上生物量之间存在较好的相关性,但不同的统计模型的拟合效果不同;由4个自变量建立的多元线性回归模型的比一元线性回归模型有更好的拟合效果;遥感植被指数与草地地上生物量建立的三次项回归模型在拟合精度上较一元线性和多元线性高,为 $y=116.12x^3-898.48x^2+1672.1x-1003.4$ 。【结论】RVI与草地地上生物量三次项模型适用于监测天峻县地区的草地地上生物量。

关键词:遥感;植被指数;草地地上生物量;天峻县

中图分类号:S812 **文献标志码:**A **文章编号:**1009-5500(2023)03-0039-07

DOI:10.13817/j.cnki.cycp.2023.03.005



草地地上生物量(Above-Ground Biomass, AGB)状况能够反映草地的发展潜力,传统方法估测草地地上生物量具有费时费力的特点^[1-2]。遥感技术具有明显的优势,它能够快速、准确和实时地对草地地上生物量进行动态监测^[3-4]。随着遥感影像数据时空分辨率的不断提高,利用植被指数与实测草地生物量的回归关系来实现大范围草地地上生物量估算的研究方法不断多样化^[5]。其中,草地地上生物量估算的遥感统计模型是当前应用最普遍的方法之一^[6-7]。在卫星遥感资料选择方面,当前应用较多有中分辨率成像光谱仪(Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)和Landsat 8 OLI(Operational Land Imager)

遥感资料等。在高寒草地生物量反演中,孟宝平等^[8]研究认为利用Landsat 8 OLI植被指数估测的草地地上生物量比MODIS的拟合效果好。而对于遥感数据的处理,Google Earth Engine平台应用方便,它可以在线对卫星数据进行可视化计算和分析处理,相较于传统的将数据下载后处理的方法具有明显的效率优势,其中,黄家兴^[9]、王子予^[10]、修晓敏^[11]和闻馨^[12]等运用该平台对草地生物量进行了相关研究。

天峻县位于祁连山南麓和青海湖北岸,中西部临近哈拉湖,西北部靠近甘肃盐池湾国家级自然保护区,东北部在祁连山国家公园内与祁连山自然保护区相邻,大型野生草食动物种群数量繁多。草地地上生物量的整体生长状况,直接关系到该地区大型野生草食动物未来的可持续发展潜力。同时,天峻县是海西州唯一的牧业县,家畜与大型野生草食动物对草地都具有依赖性,存在相应的食物竞争。因此,对天峻县草地地上生物量进行大范围准确快速估算,对于该地大型野生草食动物与家畜食物竞争状况的研究

收稿日期:2022-05-10;**修回日期:**2023-01-28

基金项目:第二次青藏高原综合科学考察研究子课题(2019QZKK05010118)

作者简介:张振西(1993-),男,河南虞城人,硕士研究生。

E-mail:1941877762@qq.com

*通信作者。E-mail:xiejuxiangqh@163.com

具有重要意义。本研究利用 Landsat 8 OLI 遥感数据提取植被指数建立与实测样方生物量数据的回归模型,以期为天峻县草地地上生物量的估算提供参考数据。

1 材料和方法

1.1 研究区概况

天峻县位于青海湖西北部, E 96°49'42"~99°41'48", N 36°53'~48°39'12"、总面积约 $2.60 \times 10^4 \text{ km}^2$ 。布哈河、疏勒河和大通河贯穿全县。平均海拔比较高,在 4 000 m 以上。气候寒冷,属于高原大陆性气候。其中紫花针茅(*Stipa purpurea*)、矮生嵩草(*Kobresia humilis*)、细叶亚菊(*Ajania tenuifolia*)、红景天(*Rhodiola rosea*)、阔叶苔草(*Carex siderosticta*)、西藏嵩草(*Kobresia tibetica*)、委陵菜(*Potentilla chinensis*)、沙生凤毛菊(*Saussurea arenaria*)、芨芨草(*Achnatherum splendens*)等为主要优势植物。

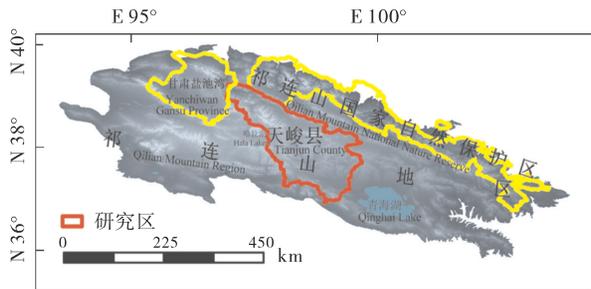


图 1 天峻县地理位置概况

Fig. 1 Geographical overview of Tianjun County

注:图来自国家冰川冻土沙漠科学数据中心的祁连山地区 30m 分辨率数字高程模型(DEM) (<https://cstr.cn/CSTR:11738.11.ncdc.qlsst.2020.17>)

1.2 数据来源

本研究采用与野外调查同时期的 Landsat 8 OLI 遥感图像数据,为由 Google Earth Engine(GEE)平台提供的 30 m 空间分辨率的 Landsat 8 OLI 多光谱地表反射率产品。野外实地调查时间为 2020 年 8 月 15~25 日,调查顺序从东南到西北依次推进,所以调查的时间段与遥感图像覆盖基本相同(图 2)。有 43 个样点,每个样点做 5 个样方,共 215 个样方。每个样点面积为 $30 \text{ m} \times 30 \text{ m}$,样点内设有中心点 1 个样方,另外 4 个样方分布在 4 个角上,样方大小为 $50 \text{ cm} \times 50 \text{ cm}$ 。样方地上生物量采取收获法获取,首先把样方内所有绿色植物用羊毛刷贴近地面剪下,并装进信封袋里称

其鲜重。随后带到实验室采用 $65 \text{ }^\circ\text{C}$ 烘干至恒重,并用电子秤称其干重,每个样点内 5 个样方的平均干重作为该样点的草地地上生物量。

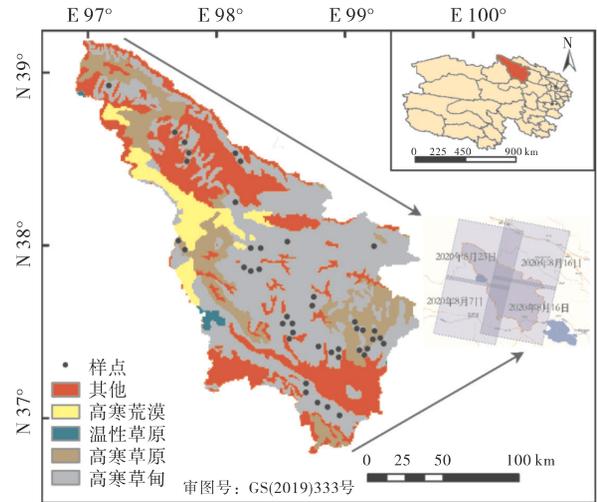


图 2 采样点分布图

Fig. 2 Sample point distribution

1.3 研究方法

1.3.1 植被指数的提取与分析 为了得到与实测生物量干重相关性较高的植被指数,对 8 种植被指数与干重进行线性相关性分析,最后选出相关性较高的 4 种植被指数。8 种植被指数分别为归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、土壤调节植被指数(Soil-Adjusted Vegetation Index, SAVI)、修改型土壤调节植被指数(Modified Soil-Adjusted Vegetation Index, MSAVI)、比值植被指数(Ratio Vegetation Index, RVI)、差值植被指数(Difference Vegetation Index, DVI)、绿度植被指数(Greenness Normal Differential Vegetation Index, GNDVI)、增强型植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)和大气阻抗植被指数(Atmospherically Resistant Vegetation Index, ARVI)(表 1)。

1.3.2 监测模型的精度评价 模型拟合效果主要通过计算模型的决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对误差(MAE)对地上生物量估测模型进行精度验证和评价^[13-14]。 R^2 值越接近 1,表明该模型的拟合程度越好。RMSE 和 MAE 值越小,则表明模型估测精度越高。其计算公式如下:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=0}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

表 1 植被指数计算公式

Tab. 1 Vegetation index calculation formula

植被指数	计算公式
比值植被指数 RVI	$RVI = \frac{Float(b_1)}{Float(b_2)}$
归一化植被指数 NDVI	$NDVI = \frac{Float(b_1) - Float(b_2)}{Float(b_1) + Float(b_2)}$
差值植被指数 DVI	$DVI = Float(b_1) - Float(b_2)$
土壤调节植被指数 SAVI	$SAVI = \frac{(1 + 0.5) * (Float(b_1) - Float(b_2))}{(Float(b_1) + Float(b_2) + 0.5)}$
修改型土壤调节植被指数 MSAVI	$MSAVI = \frac{2Float(b_1) + 1 - \sqrt{(2Float(b_1) + 1)^2 - 8(Float(b_1) - Float(b_2))}}{2}$
绿度植被指数 GNDVI	$GNDVI = \frac{Float(b_1) - Float(b_4)}{Float(b_1) + Float(b_4)}$
增强型植被指数 EVI	$EVI = 2.5 \times \frac{Float(b_1) - Float(b_2)}{Float(b_1) + 6.0 \times Float(b_2) - 7.5 \times Float(b_3) + 1}$
大气阻抗植被指数 ARVI	$ARVI = \frac{Float(b_1) - (2Float(b_2) - Float(b_3))}{Float(b_1) + (2Float(b_2) - Float(b_3))}$

注: b_1 表示近红外波段, b_2 表示红光波段, b_3 表示蓝光波段, b_4 表示绿光波段, 下同

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

式中: y_i 代表地上生物量的实测值, \hat{y}_i 代表地上生物量的预测值, \bar{y}_i 代表实测地上生物量平均值, n 代表样本数。

生物量估测模型函数表达见表 2。

2 结果与分析

2.1 植被指数与草地地上生物量间的相关性分析

利用 Landsat 8OLI 数据提取的 4 种植被指数与实测样方生物量之间存在显著的相关性 ($P < 0.05$), NDVI、RVI、SAVI、MSAVI 相关系数均在 0.6 以上, 其中植被指数 RVI 与干重相关系数最大, MSAVI 次之, 依次为 SAVI 和 NDVI (表 3)。所以, 利用遥感植被指数与实测样方数据, 对天峻县建立草地地上生物量的遥感监测模型是可行的。

表 3 植被指数与生物量干重之间的相关性分析

Tab. 3 Correlation analysis between vegetation index and biomass dry weight

植被指数	NDVI	RVI	DVI	EVI	SAVI	GNDVI	MSAVI	ARVI
干重	0.635*	0.767*	0.547*	0.474*	0.678*	0.553*	0.712*	0.431*

注: *表示在 0.05 水平显著相关。

表 2 常规统计模型的函数表达

Table 2 Functional representations of conventional statistical models

序号	常规统计模型函数	表达式
1	线性函数	$y = a_0 + a_1 x$
2	幂函数	$y = a_0 x^{a_1}$
3	对数函数	$y = a_0 + a_1 \ln x$
4	指数函数	$y = a_0 e^{a_1 x}$
5	二次项函数	$y = a_0 + a_1 x + a_2 x^2$
6	三次项函数	$y = a_0 + a_1 x + a_2 x^2 + a_3 x^3$

注: 其中 a_0, a_1, a_2, a_3 为模型参数, y 为草地地上生物量估测值, x 为遥感植被指数, 下同

2.2 草地地上生物量监测模型的建立

2.2.1 一元线性回归模型 建立一元线性回归监测模型, 若植被指数与实测数据一元线性相关, 且复相关系数 R^2 越接近于 1, 则表明一元线性回归模型的拟合效果越好。草地地上生物量用 y 代表, 植被指数用 x 代表 (表 4)。RVI 的拟合效果最好, R^2 为 0.556, NDVI

次之, SAVI和MSAVI的 R^2 依次从高到低排列。

2.2.2 非线性回归模型 本文非线性回归模型的类

表4 草地地上生物量的一元线性回归监测模型

Table 4 A univariate linear regression monitoring model of aboveground biomass in grassland

植被指数	回归监测模型	R^2
RVI	$y = 97.953x - 106.76$	0.556
NDVI	$y = 981.47x - 259.24$	0.482
SAVI	$y = 1211.2x - 235.06$	0.462
MSAVI	$y = 837.11x - 133.88$	0.418

表5 草地地上生物量的非线性回归监测模型

Table 5 Nonlinear regression monitoring model of aboveground biomass in grassland

植被指数	类型 s	回归监测模型	R^2
RVI	指数	$y = 6.2197e^{1.2907x}$	0.431
	对数	$y = 177.97 \ln(x) - 33.158$	0.342
	幂指	$y = 15.838x^{2.4125}$	0.284
	二次多项式	$y = 55.92x^2 - 115.96x + 92.215$	0.772
	三次多项式	$y = 166.12x^3 - 898.48x^2 + 1672.1x - 1003.4$	0.823
NDVI	指数	$y = 0.743e^{13.285x}$	0.142
	对数	$y = 314.66 \ln(x) + 505.21$	0.114
	幂指	$y = 10423x^{4.6438}$	0.165
	二次多项式	$y = 1516.5x^2 - 78.194x - 75.784$	0.732
	三次多项式	$y = 40925x^3 - 42177x^2 + 15323x - 1870.2$	0.792
SAVI	指数	$y = 1.0552e^{16.303x}$	0.302
	对数	$y = 314.66 \ln(x) + 505.21$	0.267
	幂指	$y = 25897x^{4.3371}$	0.251
	二次多项式	$y = 1088.8x^2 + 631.94x - 158.87$	0.652
	三次多项式	$y = 93678x^3 - 74539x^2 + 20741x - 1922.9$	0.767
MSAVI	指数	$y = 4.4443e^{10.938x}$	0.167
	对数	$y = 210.08 \ln(x) + 368.43$	0.265
	幂指	$y = 3573.7x^{2.831}$	0.149
	二次多项式	$y = 1512.6x^2 + 43.91x - 32.245$	0.670
	三次多项式	$y = 41840x^3 - 31931x^2 + 8757.4x - 775.13$	0.697

2.2.3 多元线性回归模型 在对遥感植被指数与实测生物量之间建立回归模型时,一个变量往往会受到多个变量的影响,这时需要考虑多元线性回归模型的建立。由RVI、NDVI、SAVI和MSAVI为自变量与AGB建立的回归模型的拟合效果最好, R^2 为0.815,与一元线性回归模型相比,由4个自变量建立的多元线性回归模型的 R^2 要比一元线性回归模型的 R^2 更大(表6)。

2.3 草地地上生物量与RVI估测模型效果评价

使用43个草地实测数据和遥感植被指数RVI构建的草地地上生物量估测模型,其中,具有较高估测

精度主要有指数、对数、幂指、二次多项式和三次多项式(表5),依据RVI建立的三次多项式回归监测模型拟合程度最好, R^2 达到了0.823,NDVI次之、再次为SAVI和MSAVI。分别以RVI、NDVI、SAVI和MSAVI为自变量建立的回归模型类型中,都是三次多项式回归模型拟合效果最好。对比表4和表5,植被指数RVI、NDVI、SAVI和MSAVI分别建立的三次回归模型比对应建立的一元线性回归模型的拟合效果更好。

精度的为由三次多项式构建的回归模型。通过分析5种模型的拟合效果(表7),三次多项式模型的决定系数最高,其次是二次多项式,再次为指数、幂指和对数;建模RMSE由小到大分别为三次多项式模型、指数模型、二次多项式模型、幂指模型和对数模型;MAE以三次多项式模型最小,其次是指数模型、幂指模型和对数模型,二次多项式模型最大。在去除自相关的样方数据的条件下,利用没有参与建模的10个实测地上生物量数据,对草地地上生物量监测模型进行显著性检验。结果显示:5种监测模型的拟合效果都达到了极显著水平($P < 0.001$)。三次多项式模型的 R^2 最

表 6 草地上生物量的多元线性回归模型

Table 6 Multivariate linear regression model of aboveground biomass in grassland

因变量	自变量	回归监测模型	R ²
AGB	RVI,NDVI	$y = 30.333RVI + 355.719NDVI - 108.985$	0.375
AGB	RVI,SAVI	$y = 26.962RVI + 697.682SAVI - 156.777$	0.430
AGB	RVI,MSAVI	$y = 41.79RVI + 272.74MSAVI - 74.609$	0.570
AGB	RVI,NDVI,SAVI	$y = 16.884RVI + 227.41NDVI + 534.091SAVI - 174.207$	0.796
AGB	RVI,NDVI,MSAVI	$y = 28.339RVI + 316.452NDVI + 86.797MSAVI - 112.748$	0.719
AGB	RVI,NDVI,SAVI,MSAVI	$y = 15.526RVI + 198.444NDVI + 528.919SAVI + 66.775MSAVI - 176.47$	0.815
AGB	NDVI,SAVI	$y = 276.708NDVI + 617.972SAVI - 182.778$	0.572
AGB	NDVI,MSAVI	$y = 413.124NDVI + 152.982MSAVI - 112.567$	0.409
AGB	NDVI,SAVI,MSAVI	$y = 229.296NDVI + 96.132MSAVI + 600.813SAVI - 185.044$	0.380
AGB	SAVI,MSAVI	$y = 227.604MSAVI + 754.827SAVI - 177.914$	0.426

大,二次多项式和指数分别次之,幂指和对数模型的 R² 最小,通过验证发现, RMSE 和 MAE 处在一般水平。从整体上比较建模与验证结果发现,三次多项式

模型精度较高且预测较为稳定,可以作为天峻县草地上生物量最优估测模型。

表 7 草地上生物量估测模型效果评价

Table 7 Effect evaluation of biomass estimation model on grassland

模型	表达式	建模			验证		
		R ²	RMSE	MAE	R ²	RMSE	MAE
三次多项式	$y = 166.12x^3 - 898.48x^2 + 1672.1x - 1003.4$	0.823	9.14	7.33	0.812	5.196	4.506
二次多项式	$y = 55.92x^2 - 115.96x + 92.215$	0.772	9.74	7.97	0.649	5.665	4.794
指数	$y = 6.2197e^{1.2907x}$	0.431	9.64	7.83	0.452	6.060	5.059
对数	$y = 177.97 \ln(x) - 33.158$	0.342	11.97	8.88	0.349	5.928	5.344
幂指	$y = 15.838x^{2.4125}$	0.284	9.92	7.87	0.351	5.259	4.381

2.4 草地上生物量的空间分布

利用 ENVI 5.3 软件对天峻县草地上生物量进行遥感反演,并且利用 ArcGIS 10.8 软件进行研究区的草地上生物量空间反演图的制作和结果统计。通过分析得到,天峻县草地上生物量的空间差异性明显。中部靠近祁连山自然保护区的草地上生物量为 80~296 g/m²,西北部临近甘肃盐池湾区域的草地上生物量为 50~145 g/m²,高寒草甸为 123.1 g/m²,高寒草原为 86.5 g/m²,温性草原为 124.6 g/m²(图 3)。

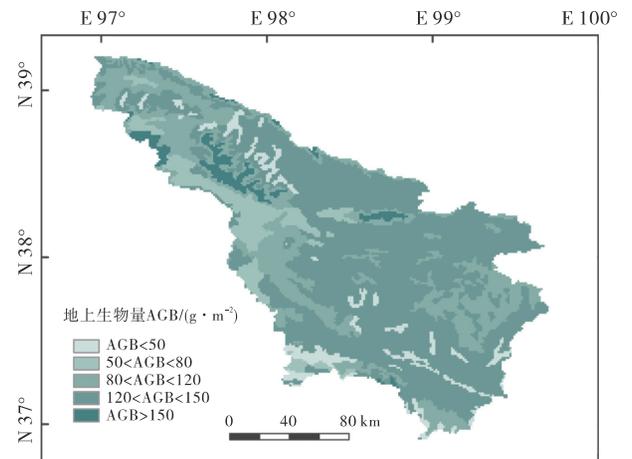


图 3 草地 AGB 空间分布图

Fig. 3 Spatial distribution map of grassland AGB

3 讨论

通过采用常规遥感统计模型的研究方法,对比分析各模型得到,RVI与草地上生物量建立的三次多项式回归模型的拟合效果最好。杜玉娥等^[15]认为同一地区不同草地类型适用的植被指数不一样,因此在

构建模型时要区分不同草地类型。在草地类型为典型草原时,李素英等^[16]研究显示以 NDVI(归一化植被指数)建立的三次多项式生物量回归模型最优。草地类型为山地草甸时,王新欣等^[17]建立的 MODIS—

NDVI估测模型,结果表明最优模型为二次曲线回归模型。JIN等^[18]建立MOD09Q1—NDVI在草甸草原的估测模型,研究表明幂函数为最优模型。而天峻县平均海拔在4 000 m以上,高寒草甸占大部分,且采样点大部分分布在高寒草甸区域,因此,本研究在不区分草地类型的情况下,与区分草地类型相比所建遥感监测模型依然具有一定的准确性,对模型拟合效果的影响不大。例如牛志春^[19]和马燕^[20]等在青海湖地区进行的研究,在没有区分草地类型的情况下,植被指数与草地地上生物量建立的常规遥感统计模型依然具有很好的拟合效果。

在不同观测时间,遥感资料与地面实测草地地上生物量建立的最优草地地上生物量遥感估测模型会有所不同,原因在于天然草地具有较大的空间异质性,且不同类型草地地上生物量的年际变化和月份变化存在较大差异^[21-23]。梁天刚等^[24]基于MODIS—NDVI模拟分析了甘南牧区的旬、月和年的草地地上生物量的动态变化,研究表明,个别旬草地地上生物量受气候和放牧家畜的影响较大,而最大草地地上生物量主要集中在7~8月,草地地上总生物量年际变化较大。天峻县属于高原大陆性气候且降水时间不均匀,因此,个别旬的草地地上生物量可能会受到气候和放牧家畜的影响。同时,天峻县大型野生草食动物与家畜分布的草地类型主要在高寒草甸,对高寒草甸草地地上生物量的遥感估算有利于评价大型野生草食动物与家畜的食物竞争状况。另外,天峻县最高气温集中在7、8月,本研究时间在8月,此时的草地地上生物量已达到最大。

由于Landsat 8的重访周期为16 d,而本研究采样时间段为10 d,遥感影像与采样区域不能完全重合(如图2),时相为2022年8月7日的影像不在采集时间段内,但地面采集点也不在该影像内,所以遥感影像的时相对监测结果不会产生影响。对于天峻县草地地上生物量的遥感估算,在以后的研究中选择不同观测时间建立相应模型,这样选择的最优模型的拟合效果可能会更好。

4 结论

利用Landsat 8 OLI遥感资料提取的植被指数与实测草地样方生物量具有很好的相关性。与一元线性相比,多元线性能够提高模型的拟合效果。总体来

看,建立的RVI与草地地上生物量三次多项式模型 $y = 116.12x^3 - 898.48x^2 + 1672.1x - 1003.4$ 适用于监测天峻县草地地上生物量。

参考文献:

- [1] Zhang Xianzhou, Li Meng, Wu Jianshuang, *et al.* Alpine grass land aboveground biomass and theoretical livestock carrying capacity on the Tibetan Plateau[J]. *Journal of Resources and Ecology*, 2022, 13(1): 129-141.
- [2] 高宏元,侯蒙京,葛静,等. 基于随机森林的高寒草地地上生物量高光谱估算[J]. *草地学报*, 2021, 29(8): 1757-1768.
- [3] 赵慧芳,李晓东,张东,等. 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[J]. *草业学报*, 2020, 29(12): 5-16.
- [4] 方攀飞,王雷光,于龙,等. 5种植被指数识别青藏高原季节牧场比较研究[J]. *草原与草坪*, 2022, 42(4): 1-8.
- [5] 梁万鹏,杨云贵,程杰,等. 建立数学模型估测牧草产量研究[J]. *水土保持通报*, 2010, 30(5): 138-142.
- [6] 刘志刚,关文昊,何国兴,等. 黄河源5种高寒植物光谱特征分析及识别[J]. *草原与草坪*, 2022, 42(04): 23-30.
- [7] 张雨欣,黄健熙,金云翔,等. 草地地上生物量估算模型研究进展[J]. *草地学报*, 2022, 30(4): 850-858.
- [8] 孟宝平,陈思宇,崔霞,等. 基于多源遥感数据的高寒草地生物量反演模型精度——以夏河县桑科草原试验区为例[J]. *草业科学*, 2015, 32(11): 1730-1739.
- [9] 黄家兴,吴静,李纯斌,等. 基于Sentinel-2和Landsat 8数据的天祝县草地地上生物量遥感反演[J]. *草地学报*, 2021, 29(9): 2023-2030.
- [10] 王子予,刘凯,彭力恒,等. 基于Google Earth Engine的1986—2018年广东红树林年际变化遥感分析[J]. *热带地理*, 2020, 40(05): 881-892.
- [11] 修晓敏. 基于Google Earth Engine的30m空间分辨率中国干旱地区草地生物量估算[D]. 贵阳: 贵州师范大学, 2019.
- [12] 闻馨. 基于多源遥感数据的红树林湿地空间分布信息提取与地上生物量反演[D]. 长春: 吉林大学, 2021.
- [13] 张雅,尹小君,王伟强,等. 基于Landsat 8 OLI遥感影像的天山北坡草地地上生物量估算[J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(6): 1012-1021.
- [14] 康孝岩,张爱武,庞海洋. 基于光谱重建优化的无人机高光谱影像估算牧草生物量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2021, 41(1): 250-256.
- [15] 杜玉娥,刘宝康,郭正刚. 基于MODIS的青藏高原牧草生长季草地生物量动态[J]. *草业科学*, 2011, 28(6):

- 1117—1123.
- [16] 李素英,李晓兵,莺歌,等. 基于植被指数的典型草原区生物量模型—以内蒙古锡林浩特市为例[J]. 植物生态学报, 2007, 31(1): 23—31.
- [17] 王新欣,朱进忠,范燕敏,等. 基于MODIS—NDVI的天山北坡中段草地动态估产模型研究[J]. 草业科学, 2009, 26(7): 24—27.
- [18] Jin X Y, Yang X C, Qiu J J, *et al.* Remote Sensing—Based biomass estimation and its spatio—temporal variations in temperate grassland, Northern China[J]. Remote Sensing, 2014, 6(2): 1496—1513.
- [19] 牛志春,倪绍祥. 青海湖环湖地区草地植被生物量遥感监测模型[J]. 地理学报, 2003, 58(5): 695—702.
- [20] 马燕. 青海湖流域草地生物量多源遥感协同反演研究[D]. 西宁:青海师范大学, 2016.
- [21] 佘袁勇. 高光谱数据反演植被信息的研究[D]. 武汉:武汉大学, 2011.
- [22] 许庆民,周赓,郭小伟,等. 青藏高原高寒草甸群落特征对氮沉降和增水的响应[J]. 草原与草坪, 2017, 37(5): 8—13.
- [23] 葛静,孟宝平,杨淑霞,等. 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[J]. 草业学报, 2017, 26(7): 23—34.
- [24] 梁天刚,崔霞,冯琦胜,等. 2001—2008年甘南牧区草地上生物量与载畜量遥感动态监测[J]. 草业学报, 2009, 18(6): 12—22.

Remote sensing monitoring model for above ground biomass of grassland in Tianjun County

ZHANG Zhen-xi¹, Linzhaxijianzuo², Huadanrenqing³, GAO Tai-zhen³,
MA Wei-cai¹, XIE Jiu-xiang^{1*}

(1. College of Agriculture and Animal Husbandry, Qinghai University, Xining 810016, China; 2. Forestry and Grassland Station of Tianjun County, Tianjun 817200, China; 3. State-owned Forest Farm of Tianjun County, Tianjun 817200, China)

Abstract: [Objective] To monitor the above-ground biomass (AGB) of grassland in Tianjun County quickly, accurately and on a large scale. [Method] This research used the Landsat 8 OLI remote sensing image data of Tianjun County and the biomass data of 43 sample points in the same period to establish a Normalized Differential Vegetation Index (NDVI), Soil Adjusted Vegetation Index (SAVI), Modified Soil-Adjusted Vegetation Index (MSAVI), Ratio Vegetation Index (Ratio) Vegetation Index, RVI) and a remote sensing statistical model of aboveground biomass in grassland by analyzing the correlation between the remote sensing vegetation index and the aboveground biomass of grassland. [Result] The research showed that there was a good correlation between the remote sensing vegetation index and the aboveground biomass of grassland in Tianjun County, but the fitting effects of different statistical models were different. The multiple linear regression model established by 4 independent variables had a better fitting effect than the univariate linear regression model. The cubic regression model established by the remote sensing vegetation index and grassland aboveground biomass had better fitting accuracy than the univariate linear and multivariate regression models. [Conclusion] The linear height was $y=116.12x^3+898.48x^2+1672.1x-1003.4$, which was suitable for monitoring the aboveground biomass of grassland in Tianjun County. This study provides model support and theoretical reference for the estimation of aboveground biomass of grassland in Tianjun County.

Key words: remote sensing; vegetation index; biomass on grassland; Tianjun County