

引用格式: Zhang Ya, Yin Xiaojun, Wang Weiqiang, *et al.* Estimation of Grassland Aboveground Biomass Using Landsat 8 OLI Satellite Image in the Northern Hillside of Tianshan Mountain[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(6): 1012-1021. [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.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2017.6.1012

基于 Landsat 8 OLI 遥感影像的天山北坡 草地地上生物量估算

张 雅^{1,2,3}, 尹小君^{1,2,3}, 王伟强^{1,2,3}, 汪传建^{1,2,3}, 鲁为华⁴, 孙世泽^{1,2,3}, 高 军^{1,2,3}

(1. 石河子大学信息科学与技术学院, 新疆 石河子 832000;

2. 兵团空间信息工程技术研究中心, 新疆 石河子 832000;

3. 兵团空间信息工程实验室, 新疆 石河子 832000; 4. 石河子大学动物科技学院, 新疆 石河子 832000)

摘要: 利用 Landsat 8 OLI 遥感数据获得 NDVI、RVI、DVI、EVI、GNDVI 和 SAVI 等 6 种常用植被指数, 同时结合研究区草地地面实测数据, 再根据坡向将研究区划分为阴坡和阳坡两类, 利用统计分析方法分别建立紫泥泉牧场阴坡和阳坡的草原生物量遥感估算模型, 并进行生物量空间反演和验证。相关分析结果表明: 所选植被指数与牧场生物量显著相关, 依据坡向分类后数据与未分类数据相关性存在较大差异, 其中 NDVI 相关性最高, EVI 相关性最低; 紫泥泉草场生物量最优反演模型为基于 SAVI 的二次多项式模型, 精度达 80%。利用该模型反演得到 2015 年紫泥泉牧场草原平均鲜草产草量为 113 g/m², 折合干草产草量 41.85 g/m²。研究表明: 坡向是影响生物量分布变化的重要因素; 利用遥感数据、地面实测生物量数据并结合研究区阴阳坡地形特征, 提出的生物量估算模型精度较高, 可为该牧区草原生物量合理估算和草地放牧管理提供科学依据。

关 键 词: 遥感; Landsat 8; 草地生物量; 坡向; 反演模型

中图分类号: TP 79 文献标志码: A 文章编号: 1004-0323(2017)06-1012-10

1 引 言

草地是自然生态系统重要的组成部分, 在生态环境中起着举足轻重的作用。草地畜牧业饲草生产存在着季节间不平衡, 能否准确了解大面积草地植物生物量的季节变化规律, 并适时做出科学预报, 对确定草地合理载畜量, 确保草地生态安全具有重要的实用价值^[1-2]。同时, 在大面积的监测实践中, 需要采用快速、简便的手段实现草地生产力的估测。利用植被在可见光、近红外反射的独特表现可以反

演植被的状况, 使得遥感成为草地生产力大面积监测的最有效手段^[3]。

反演草地生产力对管理和利用草原非常重要, 是草地资源合理利用、牧场发展和改善生态环境的重要依据^[4]。目前, 对于草地生物量的估算有样方统计、回归建模、物理模型等方法, 大多数研究采用植被指数与生物量回归建模^[5-7]。Kawamura 等^[8]研究了 MODIS-NDVI 与内蒙古草地生物量之间的关系。陶伟国等^[9]提出了最适宜监测北方农牧交错带草原产草量的模型。不同的研究区使用不同

收稿日期: 2016-09-29; 修订日期: 2017-10-09

基金项目: 国家自然科学基金项目“基于北斗终端时空轨迹和遥感的天然草地利用评估方法研究”(41461088), 国家自然科学基金项目“基于绵羊放牧轨迹的绢蒿荒漠草地植物种子消化道传播研究”(31560659), 石河子大学自然科学基金项目“加工番茄主要病害高光谱遥感生化反演研究”(RCZX201226), 石河子大学自然科学基金项目“时空融合的荒漠土壤盐渍化动态监测”(2013ZRKXYQ18)资助。

作者简介: 张 雅(1992—), 女, 河南漯河人, 硕士研究生, 主要从事空间信息技术及应用研究。E-mail: zhangy_0521@163.com。

通讯作者: 尹小君(1977—), 女, 四川射洪人, 博士, 副教授, 主要从事资源环境遥感研究。E-mail: pensyinxj@163.com。

的植被指数所建立的估产模型存在一定差异。金云翔等^[10]基于 MODIS-NDVI 遥感数据与 371 个样地调查数据建立地面样方产草量关系模型,模拟分析了内蒙古锡林郭勒盟草原产草量的时空分布,研究结果为草地资源合理利用提供了依据。于嵘等^[11]对新疆艾比湖农业灌溉地区利用 MODIS 数据和同期样方生物量数据建立了基于 EVI 的幂函数最优模型,有效地反演了灌溉区农作物生物量。陈多等^[12]利用 8~9 月藏北地区草地生物量实测数据结合同期的 MODIS 植被指数数据建立了生物量的遥感监测和估算模型,为监测藏北地区草地生物量和草地退化情况提供了依据和手段。利用植被指数—生物量建模方法能较好地对草地生物量进行反演,但由于选择不同指数和影像反演生物量会出现不同的结果。

随着遥感技术的发展,许多高时空、光谱分辨率数据得到使用^[13]。传统研究中大多采用 NOAA/AVNRR、MODIS 等数据,近年 Landsat TM 数据和 Landsat ETM+ 数据、HJ-1A/1B 卫星数据等也被广泛使用^[14-15]。赵凯等^[16]利用同期的 Landsat TM/ETM+ 和 HJ-1A/1B CCD 影像研究了植被指数间的定量关系。Jansen 等^[17]选取 3 景 ETM+ 数据对俄勒冈州东北部牧区草地状况进行监测。本文选取 Landsat 8 OLI 卫星数据,与 MODIS 遥感数据相比,Landsat 8 数据具有更高的空间分辨率;与我国环境减灾卫星遥感数据相比,Landsat 8 OLI 陆地成像仪波段多达 9 个,并且包含了一个 15 m 分辨率全色波段;与 ETM+ 相比,在 Band 5 波段排除了 0.825 μm 处的水汽吸收影像,从而避免了大气吸收特征的干扰。OLI 的近红外波段(Band 5)和短波红外波段(Band 9)与 MODIS 对应的波段接近,能够与基于 MODIS 长时间序列数据的相关研究相结合,开展草地植被的遥感监测^[18]。Landsat 8 OLI 数据近年来还较少地应用于草地生物量估算研究中,加上数据本身的优势,其在我国草地监测研究和应用方面将拥有广阔的前景。

本文在现有研究基础上,提出一种基于 Landsat 8 OLI 遥感影像的天山北坡草地生物量估算模型。以新疆天山北坡紫泥泉牧场作为研究区,利用 2015 年 4~8 月 6 景 Landsat 8 OLI 遥感影像数据和同期的地面生物量数据,提取了 NDVI、RVI、DVI、EVI、GNDVI 和 SAVI 6 种植被指数。根据研究区地形阴阳坡植被差异较大的特点,同时综合考虑了影响草地生物量的因素,将采样数据依据坡向分为阴坡和

阳坡两类,然后分别建立了基于植被指数和草地生物量的估产模型,并利用最优模型对牧场生物量进行空间反演,获得牧场生物量空间分布信息,为相关部门草地资源的快速大范围监测和天然草地建设项目的科学决策提供方法与数据的支撑。

2 数据和方法

2.1 研究区概况

研究区位于新疆生产建设兵团农八师一五一团天山北坡山地草原带,准噶尔盆地南缘,总面积为 1 341.7 km^2 ,有天然草场 1 318 km^2 ,属于中亚荒漠草原,地处 $84^{\circ}83' \sim 86^{\circ}13' \text{E}$, $43^{\circ}48' \sim 45^{\circ}33' \text{N}$ 。平均海拔为 1 000 m 的低山丘陵区(由东向西逐渐降低)。属于半干旱型气候,年均气温 10°C ,年降水量 240~380 mm,草地类型丰富,地势坦荡辽阔。牧场草地由绢蒿、细长茅草和禾本类植物组成,其中主要由博乐绢蒿(*Seriphidium borotalense*)为优势种构成的温性荒漠类草原(土质荒漠亚类)。草层高度 10~30 cm,覆盖度 30%~40%。

2.2 数据来源及预处理

2.2.1 样地选取准则

将实验地点选择在新疆沙湾紫泥泉牧场,野外数据采集工作于当年的 4~8 月份进行,每隔 16 d 进行一次样本数据采集,目的是为了尽可能与卫星过境时间相对应,提高估产精度。这个时间覆盖了草地植被整个生长期和生长最佳、最旺盛的时期。采样路线的选取依据尽量覆盖草原不同植物群落的不同生产力梯度,草地应尽可能地代表整个研究区域的植被生长状况,同时,采样点应尽可能设在不同的地貌类型上,充分反映不同地势、地形条件植被生长状况^[19],例如山脊和山谷不同坡度采取样本点,或是根据山的坡向阴阳面进行采样。

2.2.2 地面数据获取与处理

于 2015 年 4 月 7 至 8 月 23 日在沙湾紫泥泉实验区,即在牧场草地生长期对草地地上生物量进行采集,期间共进行 10 次采样实验,设立样方 200 余个。根据实际情况随机选取一定的样方,样方大小选取 1 m \times 1 m 的单位面积,在实验区每隔 300 m 进行不重复的点采样,使得不同像元内的信息不会混淆。每次采集 20~30 个样方点数据,齐地剪取样方地上生物量,剪取样本的同时用手持 GPS 定位仪,记下单位样方的经纬度,样本装袋并编号统一带回实验室称重测量。

对采集到的样方数据进行审核和处理,得到

178 个可利用的样本数据,根据研究区坡向进行数据分类,其中阴坡生物量数据有 106 个,阳坡生物量数据有 72 个。样本数据的详细信息包括经纬度、海拔高度、时间、草地群落类型和生物量鲜重,建模数据对比及分析均在这些生物量数据基础上进行。

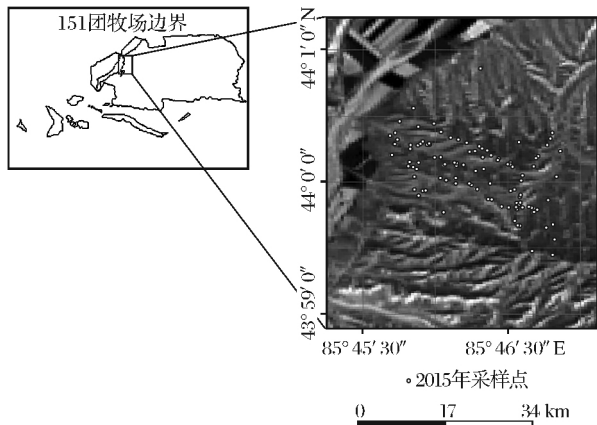


图 1 研究区位置及部分采样点示意图

Fig.1 The location of the study area and part of the sample

2.2.3 遥感影像数据处理

本研究所使用的遥感数据为 Landsat 8 OLI 陆地产品(下载网址: <https://www.usgs.gov>),时间分辨率为 16 d,空间分辨率为 30 m。根据研究区特点,并参考国内外草地生物量相关研究,选取归一化植被 NDVI、比值植被指数 RVI、差值植被指数 DVI、增强型植被指数 EVI、绿度植被指数 GNDVI 和土壤调节植被指数 SAVI 6 种植被指数。选取的影像数据为 L1 级产品,在 ENVI 5.1 软件中利用 Radiometric Calibration 模块和 FLAASH Atmosphere Correction 模块分别对影像进行辐射定标和大气校正。利用处理后的图像,选取相应的红外(Band 4)和近红外波段(Band 5)计算各种植被指数图。将影像数据和 DEM 数据进行叠加,利用 ArcGIS 中栅格转 TIN 三角形方法对坡向定义将研究区分为阴坡和阳坡两类,加入实测 GPS 点数据,分别提取位于阴坡和阳坡内的采样点信息,将样本数据根据阴阳坡分为两类。利用 ArcMap 软件结合采集的 GPS 点坐标信息从合成的指数图中提取每个样点的各类植被指数。研究区 DEM 数据来源于中国科学院计算机网络信息中心国际科学数据镜像网站(<http://www.gscloud.cn/>)。

3 模型建立与精度验证

根据地势特点分类选择样点,当一个像元内有多个采样点时,取这些采样点的平均值代表该像元

的生物量,并剔除异常值点。同时根据野外调查的样本地理坐标,提取相应样地的植被指数值与地上生物量生成数据集,用于地上生物量与各指数之间的相关性分析。利用 SPSS 软件对各种植被指数与草原生物量数据进行一元线性回归分析及曲线回归分析,得到以各植被指数为自变量的草原生物量模拟模型。利用预留的采样点数据,反演草地生物量。

反演精度评价方法选用均方根误差(RMSE)、平均相对误差(MRE)和回归分析的复相关系数(R^2)来评价反演预测值与实测值之间的可信度。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - Y'_i)^2}{N}}$$

$$MRE = \frac{\sum_{i=1}^N \frac{|Y_i - Y'_i|}{Y_i}}{N}$$

其中: Y_i 、 Y'_i 和 y_i 分别代表实测值、反演值和实测值的平均值, n 为样本数量, N 为预留样本数; RMSE 越小,表明拟合结果越好; MRE 越小,表示分析结果越接近真实值。 R^2 表示回归分析趋势线的预测值与对应的实测数据之间的拟合程度,当趋势线的 R^2 趋近于 1 时,其可信度最高^[20]。

4 结果分析与讨论

4.1 生物量数据分析

将得到的实测生物量数据分成 2 组:其中 145 个数据用来建立生物量—指数估产方程,另外 33 个数据用于模型验证。由于采样数据质量会影响模型估算的准确性,在建模前需对数据进行检验和标准化。根据草地种类、草地状况等,对样方数据中表现异常的个别数据进行了剔除,最终选择了建模和检验的样方数据共 140 个,其中选择具有代表性的 115 个地面样方生物量数据用于模型建立。25 个用于模型验证,建模数据和验证数据的数量和地点基本代表了研究区的草地分布和生物量状况。

对采样生物量数据进行统计后,如表 1 所示,全部样点共有 140 条数据,其中最小值为 16.3 g/m^2 ,最大值为 297.61 g/m^2 ,总样本的平均值为 109.97 g/m^2 。由生物量统计描述中的偏度和峰度可以看出,阳坡数据分布与正态分布相似,与阴坡数据相比数据更分散,但阴坡数据间的差值比阳坡数据大。总样本的最大值在阳坡样点中,阳坡样本的平均值为 114.67 g/m^2 。总样本的最小值在阴坡样点中,阴坡样本的平均值为 109.45 g/m^2 。样本总

体生物量处于平均水平, Ni 等^[21] 在研究中得出北方温带草原生物量分布在 $50 \sim 707.5 \text{ g/m}^2$ 范围内, 说明研究区样本分布相符合。

4.2 生物量与植被指数相关性分析

遥感图像上的植被信息主要通过绿色植物叶子和植被冠层的光谱特性及其差异、变化反映。不同光谱通道所获得的植被信息与植被的不同要素或某种特征状态有各种不同的相关性^[22]。植被指数就是利用光谱数据的线性和非线性组合形成的特征指数^[23]。其包含了大部分植被信息且与生物量存在

相关性, 能较好地反映植被状况^[24]。选取各植被指数与生物量分别进行相关性分析, 主要目的是检验两者之间关系的密切程度, 以及是否可根据所测样本值来推断总体情况, 而相关系数则是反映这种紧密程度的指标^[25]。根据研究区的地势状况, 由于牧场内草地阴阳坡分布有明显的区别, 因此将采样数据根据坡向进行分类。结果如表 2 所示。

从总体上看, 在 Landsat 8 影像上提取的 6 种植被指数与草原生物量均显著相关 ($P < 0.01$), 相关系数较高, 说明草地生物量与植被指数存在较好

表 1 采样点生物量统计描述

Table 1 Summary statistics for measured biomass

数据类型	样本数	最小值/(g/m^2)	最大值/(g/m^2)	平均值/(g/m^2)	标准差	偏度	峰度
全部样点	140	16.30	297.61	190.97	56.33	0.82	0.63
阳坡样点	54	19.09	297.61	114.67	58.58	0.86	0.61
阴坡样点	86	16.30	279.23	109.45	54.69	0.64	0.32

表 2 生物量与植被指数相关性分析

Table 2 The correlation coefficient between biomass and vegetation index

VI	NDVI	RVI	DVI	EVI	GNDVI	SAVI
全部样点	0.405 *	0.382 *	0.391 *	0.370 *	0.352 *	0.406 *
阳坡样点	0.837 *	0.830 *	0.707 *	0.674 *	0.818 *	0.827 *
阴坡样点	0.790 *	0.739 *	0.667 *	0.630 *	0.766 *	0.721 *

注: * 表示在 0.01 水平上显著相关

的相关性, 基于植被指数建立牧场草原产量遥感监测模型是可行的。由于研究区不同坡向的草地长势有差异, 在采样数据未分类的情况进行相关性分析, 可以看出各个指数的相关性很低, 相关性最高仅为 0.406, 为中等相关。根据研究区坡向进行分类, 将数据分为阳坡数据和阴坡数据两类, 数据分类后的两类指数相比于未分类数据的相关性都有明显提高, 均为强相关。其中, 阴坡和阳坡的 NDVI 相关性均为最高, 相关系数分别达到 0.837 和 0.790, 其次为比值植被指数 RVI, 相关系数分别为 0.830 和 0.739, 之后依次为 SAVI、GNDVI、DVI、EVI。在分析了草原生物量与植被指数的相关性之后, 对数据做进一步的分析, 旨在分析数据之间的内在联系。

4.3 草原生物量估算模型建立

利用统计软件建立草原生物量的植被指数估算模型, 如表 3 所示。建立的所有模型均通过显著性检验 ($P < 0.01$), 通过不同模型之间的对比分析, 得出以 SAVI 建立的模型拟合效果最好, 模拟精度最高的为二次曲线回归模型, R^2 为 0.712。其次为对

数模型和线性模型, 幂函数模型和指数模型效果最差。因此, 选择二次曲线回归模型作为研究的最优拟合模型。

4.3.1 植被指数与回归模型分析

图 2 为植被指数 SAVI 与地上生物量的拟合散点图, 地上生物量随着植被指数的增长而增长且呈正相关关系, 与相关性分析一致。与其它指数拟合模型相比, SAVI 的复相关系数 (R^2) 较高, 基于 SAVI 的二次多项式模型拟合效果较好。

利用植被指数估算生物量时, 不同植被指数反演研究区牧场草地生物量结果差别较大, 与 NDVI、RVI、DVI、EVI、GNDVI 相比, SAVI 更适合于反演草地产量。生物量—植被指数建立的回归模型各有优劣, 但基于 EVI 的模型在几种植被指数中效果最差。

4.3.2 最优模型反演生物量验证

根据植被指数—生物量建立的最优反演模型, 求得阴阳坡样本的反演生物量数据, 将研究区地上生物量反演值与实测值进行对比, 利用基于 SAVI

的二次多项式模型所得的预测值进行误差分析(图 3),模型反演值与实测值的误差范围分别为阳坡样本 $-36.84 \sim 35.99$ g,阴坡样本 $-71.53 \sim 49.96$ g。检验模型效果采用误差值与实测值之间的比值表示^[21],得出 35 个样本点的模拟误差不足实测值的 10%,37 个点落在 10%~20%之间,29 个

点落在 20%~30%之间,其余 14 个点大于 30%。说明基于 SAVI 的二次多项式模型反演值与实测值较为接近。模拟误差/实测值的标准差为 21.8,说明反演值与实测值的差异不大,误差分布较为集中,也表明利用 SAVI 的二次多项式模型反演研究区草地生物量是可行的。

表 3 草原生物量估算模型
Table 3 The grassland biomass estimation model

植被指数	类型	阳坡生物量		阴坡生物量	
		拟合模型	R^2	拟合模型	R^2
NDVI	指数	$y=41.581e^{3.370\ 1x}$	0.645	$y=17.461e^{5.3472x}$	0.531
	线性	$y=385.2x+4.7191$	0.699	$y=545.39x-62.678$	0.640
	对数	$y=105.79\ln(x)+251.33$	0.667	$y=182.21\ln(x)+325.28$	0.656
	多项式	$y=401.85x^2+145.84x+37.789$	0.703	$y=-888.54x^2+1171.4x-165.73$	0.662
	幂指	$y=363.72x^{0.934\ 1}$	0.627	$y=826.91x^{1.8315}$	0.571
RVI	指数	$y=25.074\ e^{0.799\ 5x}$	0.636	$y=8.864\ 9e^{1.213\ 8x}$	0.529
	线性	$y=92.219x-54.6111$	0.701	$y=130.05x-143.67$	0.702
	对数	$y=174.61\ln(x)+11.355$	0.701	$y=275.59\ln(x)-67.688$	0.713
	多项式	$y=-13.133x^2+143.14x-102.37$	0.701	$y=-24.506x^2+237.77x-257.13$	0.711
	幂指	$y=44.149x^{1.524\ 4}$	0.644	$y=16.851x^{2.647\ 9}$	0.569
DVI	指数	$y=38.521\ e^{0.000\ 9x}$	0.487	$y=14.742e^{0.001\ 5x}$	0.421
	线性	$y=0.1093x-5.935\ 8$	0.545	$y=0.145\ 7x-71.918$	0.472
	对数	$y=117.74\ln(x)-707.4$	0.524	$y=174.94\ln(x)-1133.6$	0.457
	多项式	$y=30\ 000x^2+0.050\ 1x+26.411$	0.547	$y=0.000\ 05x^2+0.1333x-64.38$	0.472
	幂指	$y=0.0891x^{1.617\ 9}$	0.472	$y=0.000\ 3x^{1.807\ 1}$	0.420
EVI	指数	$y=54.342\ e^{1.098\ 2x}$	0.425	$y=31.338e^{1.459\ 6x}$	0.351
	线性	$y=125.88x+35.09$	0.463	$y=148.87x-3.024$	0.424
	对数	$y=74.537\ln(x)-152.49$	0.438	$y=112.83\ln(x)+146.74$	0.429
	多项式	$y=11.03x^2+111.32x+39.456$	0.463	$y=-82.345x^2+284.24x-53.4$	0.432
	幂指	$y=151.3x^{0.649\ 8}$	0.401	$y=136.15x^{1.108}$	0.353
GNDVI	指数	$y=29.238e^{3.764x}$	0.606	$y=8.808e^{6.422\ 5x}$	0.525
	线性	$y=426.77x-34.343$	0.646	$y=641.29x-127.45$	0.607
	对数	$y=147.73\ln(x)+272.92$	0.635	$y=244.95\ln(x)+357.27$	0.612
	多项式	$y=331.1x^2+189.52x+6.575\ 8$	0.648	$y=-808.13x^2+1\ 274.6x-247.42$	0.613
	幂指	$y=443.71x^{1.311\ 9}$	0.605	$y=1189x^{2.5027}$	0.551
SAVI	指数	$y=40.372e^{2.296\ 9x}$	0.672	$y=14.129e^{4.057\ 6x}$	0.579
	线性	$y=256.85x+4.7132$	0.699	$y=418.27x-86.175$	0.711
	对数	$y=107.59\ln(x)+209.27$	0.687	$y=197.47\ln(x)+264.84$	0.692
	多项式	$y=178.71x^2+97.199x+37.794$	0.703	$y=112.01x^2+305.36x-59.296$	0.712
	幂指	$y=29.238x^{0.952\ 3}$	0.651	$y=444.74x^{1.969\ 7}$	0.596

4.4 模型精度验证

数据处理过程中,随机抽取阴阳坡采样点 25 个样本数据,分别为阴坡 15 个数据,阳坡 10 个数据,作为结果验证数据进行精度分析。根据最优模型,用交叉验证法对最优估算模型二次多项式的估算结

果进行精度验证,实测值和估测值的对比结果如图 2 所示,二者的相关系数为 0.677 1 达到 0.01 极显著水平, RMSE 为 26.01 g/m²,平均相对误差 MRE 为 0.196,模型精度为 80%。图中各点分布在 1 : 1 线周围,说明该模型的模拟效果较好,能够用

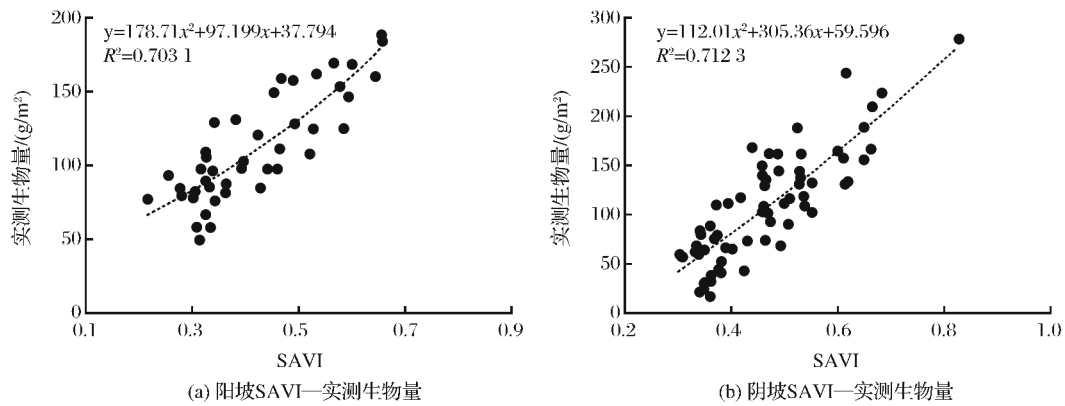


图 2 植被指数与生物量散点图

Fig.2 The scatter map between the vegetation biomass and the vegetation index

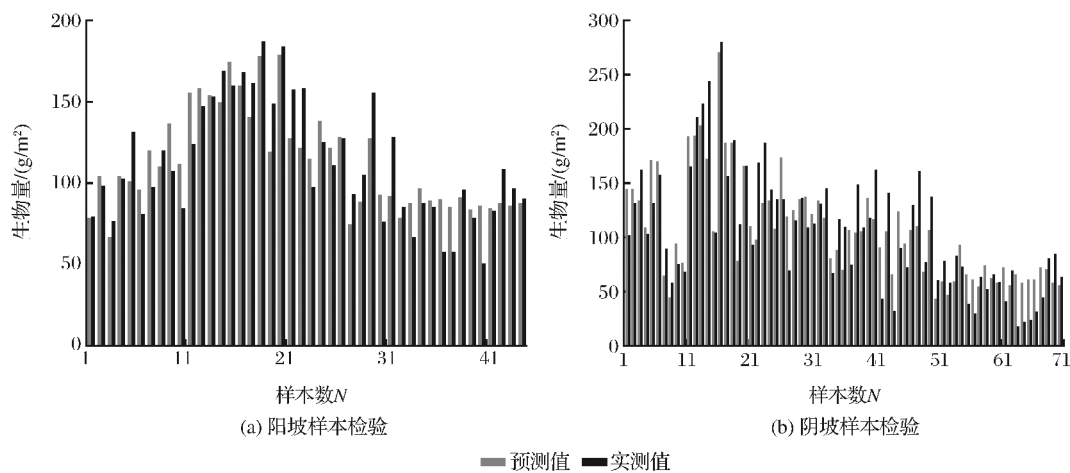


图 3 实测地上生物量与模型估算值之间的比较

Fig.3 Comparison between measured aboveground biomass and model estimates

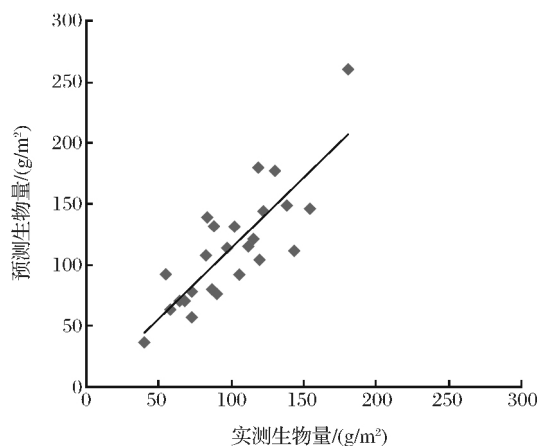


图 4 草地生物量模拟精度验证

Fig.4 Accuracy validation for grass production

来对牧场草原产草量进行估测并研究。

4.5 草地生物量空间分布

基于以上分析,采用最优二次多项式模型对研究区草地生物量空间分布进行反演。研究区 2015

年间的草地产草量,可以看出紫泥泉牧场草原生物量分布有明显的空间分布差异(如图 5~7)。牧场西南部地区草原生物量较高,生物量大部分在 300 g/m^2 ,由西向东、由南向北草原生物量产量逐渐降低,有些地区生物量不足 150 g/m^2 ,主要原因是西部北部地区牧场放牧率较高,中部地区对于牧群放牧相对较远,牧群对于草地的啃食较少^[26]。分析 5~8 月份的草地生物量分布情况,可知 5 月份处于草地生长期草地生物量较大,7 月份牧场草地生物量相对于 5 月份相对减少,8 月份由于草地成熟又达到草地生物量的最大值^[27]。由于研究区牧场为春秋季节牧场,在 7 月前后时期草场会有新草长出,所以草地生物量会出现先达到最大的产量后又减少的情况。利用最优模型反演生成研究区生物量空间分布图,有利于为牧场管理者制定合理放牧计划提供依据。

4.6 讨论

植被生长和生物量大小是一个动态变化的过

程,遥感技术能够及时进行大范围监测了解植被各个生长期的变化。多数学者选择植被地上生物量最大时期建立模型^[28-29],不能较好地反映植被整个生长过程,本文选择 4~8 月的数据进行建模,能够反映草地不同月份间的变化情况。杨秀春等^[30]对北方农牧交错地带生物量建模研究,得到分区模型优于不分区模型,证明了本文依据坡向对数据分类的正确性。张连义等^[31]基于 MODIS-NDVI 建立生物量估算模型预测系数为 0.69;陈鹏飞等^[32]利用 HJ-

1A/B 影像反演内蒙古草地生物量估算模型预测系数为 0.58。本研究结果介于已实现模型预测系数的变动范围内,可为该牧区草原生物量合理估算和草地放牧管理提供科学依据。

5 结 语

以新疆天山北坡典型牧场为研究区域,分析了草地生物量和各种植被指数的相关性,比较了 6 种植被指数的生物量拟合模型,着重研究了牧场草原生物量遥感监测方法,同时建立了估产模型和草地生物量空间分布图,为合理利用草地资源提供了参考依据。

(1)研究区内实测草地生物量与所选植被指数存在显著的相关性,基于植被指数建立牧场生物量遥感估算模型是可行的。

(2)研究区内不同地势草地分布差异较大,根据 DEM 数据区分阴阳坡后,各植被指数与生物量的相关性明显提高,说明坡向是影响生物量分布变化的重要因素。

(3)利用统计软件,对各种植被指数与草原生物量数据进行一元线性回归分析及曲线回归分析,以各植被指数为自变量的草原生物量模拟模型得到:牧场草原阴阳坡最优反演模型均为基于 SAVI 的二次多项式回归模型,其中 R^2 分别为 0.712 和 0.703。

(4)通过对 2015 年草地生物量实测值和估测值对最优估算模型二次多项式的估算结果进行精度验证,均方根误差 RMSE 为 26.01 g/m²,平均相对误差 MRE 为 0.196,估产精度达到 80%,能合理地估算草地生物量状况。

参考文献 (References):

- [1] Wang Xinxin, Zhu Jinzhong, Fan Yanmin, *et al.* Research on Dynamic Estimation Models of Grassland based on MODIS-NDVI in the Middle Section of Northern Hillside of Tianshan Mountain[J]. *Pratacultural Science*, 2009, 26(7): 24-27. [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.]
- [2] Yan Ruirui, Tang Huan, Ding Lei, *et al.* Natural Mowing Grassland Resource Distribution and Biomass Estimation based on Remote Sensing in Hulunber[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2017, 33(15): 210-218. [闫瑞瑞, 唐欢, 丁蕾, 等. 呼伦贝尔天然打草场分布及生物量遥感估算[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(15): 210-218.]
- [3] Wang Xinxin. Research on Remote Sensing Monitoring Models for Typical Steppe Biomass at Middle Northern Slope in

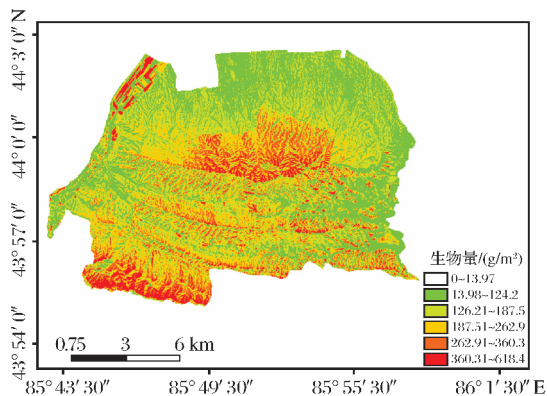


图 5 研究区 5 月份草原生物量分布图

Fig.5 Grassland biomass distribution in May in study area

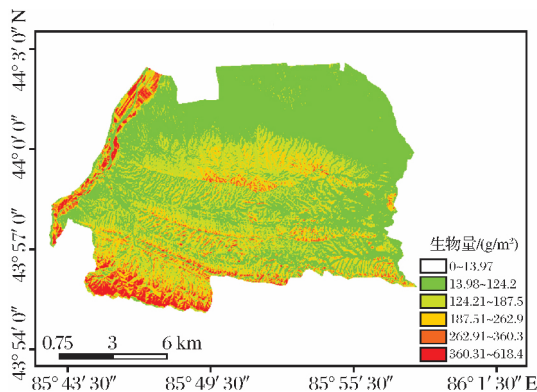


图 6 研究区 7 月份草原生物量分布图

Fig.6 Grassland biomass distribution in July in study area

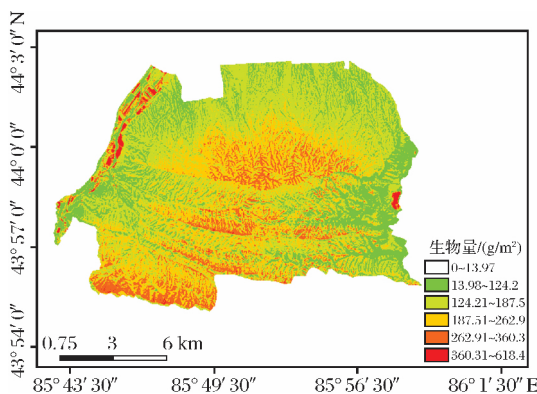


图 7 研究区 8 月份草原生物量分布图

Fig.7 Grassland biomass distribution in August in study area

- Tianshan Mountain[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2008.[王新欣. 天山北坡中段典型草原区地上生物量遥感监测模型的建立[D]. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2008.]
- [4] Xu B, Yang X C, Tao W G, *et al.* MODIS-based Remote Sensing Monitoring of Grass Production in China[J]. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(29): 5313-5327.
- [5] Shan Liyan, Yun Xujiang, Dong Yongping, *et al.* Discussion on Remote Sensing Interpretation and Its Benefit Assessment of the Project of Return Grazing to Grass: A Case Study in Aba, Sichuan Province[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2008, 23(2): 173-178.[单丽燕, 贡旭疆, 董永平, 等. 退牧还草工程项目遥感分析与效益评价——以四川省阿坝县为例[J]. 遥感技术与应用, 2008, 23(2): 173-178.]
- [6] Fabio M, Anna B, Marta C, *et al.* Use of Remotely Sensed and Ancillary Data for Estimating Forest Gross Primary Productivity in Italy[J]. Remote Sensing of Environment, 2006, 100(4): 563-575.
- [7] Zhou Zaiming, Yang Yanming, Chen Benqing. Estimation of Aboveground Biomass of *Spartina Alterniflora* in Tidal-flat Area of Sansha Bay[J]. Wetland Science, 2016, 14(03): 391-395.[周在明, 杨燕明, 陈本清. 三沙湾滩涂互花米草地上生物量估算[J]. 湿地科学, 2016, 14(03): 391-395.]
- [8] Kensuke K, Tsuyoshi A, Hiroomi Y, *et al.* Quantifying Grazing Intensities Using Geographic Information Systems and Satellite Remote Sensing in the Xilingol Steppe Region, Inner Mongolia, China[J]. Agriculture Ecosystems & Environment, 2005, 103(1): 83-93.
- [9] Tao Weiguo, Xu Bin, Yang Xiuchun. Advances and Factors Affecting the Estimation of Grass Production Using Remote Sensing[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2007, 16(2): 1-8.[陶伟国, 徐斌, 杨秀春. 草原产草量遥感估算方法发展趋势及影响因素[J]. 草业学报, 2007, 16(2): 1-8.]
- [10] Jin Yunxiang, Xu Bin, Yang Xinchun, *et al.* Remote Sensing Dynamic Estimation of Grass Production in Xilinguole, Inner Mongolia[J]. Scientia Sinica Vitae, 2011, 41(12): 1185-1195.[金云翔, 徐斌, 杨秀春, 等. 内蒙古锡林郭勒盟草原产草量动态遥感估算[J]. 中国科学: 生命科学, 2011, 41(12): 1185-1195.]
- [11] Yu Rong, Cai Bofeng, Wen Qingke, *et al.* Crop Biomass Estimation in Irrigated Agricultural Area, North Western China Using MODIS Vegetation Indices[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(10): 141-144. (in Chinese with English Abstract)[于嵘, 蔡博峰, 温庆可, 等. 基于 MODIS 植被指数的西北农业灌溉区生物量估算[J]. 农业工程学报, 2008, 24(10): 141-144.]
- [12] Chu Duo, Dejiyangzong, Pubuciren, *et al.* Aboveground Biomass in the North Tibet and Estimate Model Using Remote Sensing Data[J]. Journal of Natural Resource, 2013, 28(11): 2000-2011.[除多, 德吉央宗, 普布次仁, 等. 藏北草地上生物量及遥感监测模型研究[J]. 自然资源学报, 2013, 28(11): 2000-2011.]
- [13] Wang Yuanbo, Feng Dejun, Li Shujuan, *et al.* Review of Estimating Crop Biomass based on Remote Sensing Information[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(3): 468-475.[王渊博, 冯德俊, 李淑娟, 等. 基于遥感信息的农作物生物量估算研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(3): 468-475.]
- [14] Tang Huan, Gao Wa, Xu Lijun, *et al.* Monitoring Forage Harvesting Area in Semi-arid Pasture based on Landsat TM Images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015, 31(23): 160-167.[唐欢, 高娃, 徐丽君, 等. 基于 Landsat TM 影像的半干旱牧区天然打草场面积的遥感监测[J]. 农业工程学报, 2015, 31(23): 160-167.]
- [15] Wang Xinyun, Guo Yige, He Jie. Estimation of Above-ground Biomass of Grassland based on Multi-source Remote Sensing Data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(11): 159-166.[王新云, 郭艺歌, 何杰. 基于多源遥感数据的草地生物量估算方法[J]. 农业工程学报, 2014, 30(11): 159-166.]
- [16] Zhao Kai, Xu Jianbo, Zhao Zhizhong, *et al.* Cross Comparison of HJ-1A/B CCD and Landsat TM/ETM+ Multispectral Measurements for NDVI, SAVI and EVI Vegetation Index[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2013, 28(4): 674-680.[赵凯, 徐剑波, 赵之重, 等. HJ-1A/BCCD 与 Landsat TM/ETM+ 植被指数的交互比较[J]. 遥感技术与应用, 2013, 28(4): 674-680.]
- [17] Jansen V S, Kolden C A, Taylor R V, *et al.* Quantifying Livestock Effects on Bunchgrass Vegetation with Landsat ETM+ Data across a Single Growing Season[J]. International Journal of Remote Sensing, 2016, 37(1): 150-175.
- [18] Meng Baoping, Chen Siyu, Cui Xia, *et al.* The Accuracy of Grassland Vegetation Biomass Estimated Model based on Multi-Source Remote Sensing Data: As a Case of Experimental Area in Sangke Grassland in Xiahe County[J]. Pratacultural Science, 2015, 32(11): 1730-1739.[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.]
- [19] Zhang Lianyi, Zhang Jingxiang, Saiyin Jiya, *et al.* Remote Sensing Monitoring Models for Grassland Vegetation Biomass Monitoring in Typical Steppe: A Case Study from Xilinguole[J]. Pratacultural Science, 2008, 25(4): 31-36.[张连义, 张静祥, 赛音吉亚, 等. 典型草原植被生物量遥感监测模型——以锡林郭勒盟为例[J]. 草业科学, 2008, 25(4): 31-36.]
- [20] Zhang Xuchen, Zhu Huazhong, Zhong Huaping, *et al.* Assessment of Aboveground Biomass of Grassland Using Remote Sensing, Yili, Xinjiang[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2015, 24(6): 25-34.[张旭琛, 朱华忠, 钟华平, 等. 新疆伊犁地区草地植被地上生物量遥感反演[J]. 草业学报, 2015, 24(06): 25-34.]
- [21] Ni J. Estimating Net Primary Productivity of Grasslands from

- Field Biomass Measurements in Temperate Northern China [J]. *Plant Ecology*, 2004, 174(2): 217-234.
- [22] Zhao Yingshi. Principle and Methodology of the Remote Sensing [M]. Beijing: Science Press, 2003: 368-378. [赵英时. 遥感应用分析原理与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2003: 368-378.]
- [23] Li Suying, Li Xiaobing, Ying Ge, *et al.* Vegetation Indexes-Biomass Models for Typical Semi-arid Steppe: A Case Study for Xilinhot in Northern China [J]. *Journal of Plant Ecology* (Chinese Version), 2007, 31(1): 23-31. [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.]
- [24] Zhang Yannan, Niu Jianming, Zhang Qing, *et al.* A Discussion on Applications of Vegetation Index for Estimating Aboveground Biomass of Typical Steppe [J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2012, 21(1): 229-238. [张艳楠, 牛建明, 张庆, 等. 植被指数在典型草原生物量遥感估测应用中的问题探讨 [J]. *草业学报*, 2012, 21(1): 229-238.]
- [25] Niu Zhichun, Ni Shaoxiang. Study on Models for Monitoring of Grassland Biomass around Qinghai Lake Assisted by Remote Sensing [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2003, 58(5): 695-702. [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.]
- [26] Wang Mengjia, Sun Rui, Liu Zhe, *et al.* A Study of Grazing Intensity in the Hulunbuir Grasslands Using Remote Sensing [J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2017, 26(06): 28-36. [王梦佳, 孙睿, 刘喆, 等. 基于遥感数据的呼伦贝尔草原放牧强度研究 [J]. *草业学报*, 2017, 26(06): 28-36.]
- [27] Yu Hui, Wu Yufeng, Jin Yi, *et al.* An Approach for Monitoring the Aboveground Biomass of Grassland in Arid Areas based on MODIS SWIR Bands [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(3): 524-530. [于惠, 吴玉峰, 金毅, 等. 基于 MODIS SWIR 数据的干旱区草地地上生物量反演及时空变化研究 [J]. *遥感技术与应用*, 2017, 32(3): 524-530.]
- [28] Zhou Yuting, Fu Gang, Shen Zhenxi, *et al.* Estimation Model of Aboveground Biomass in the Northern Tibet Plateau based on Remoting Sensing Data [J]. *Acta Prataculturae Sinica*, 2013, 22(1): 120-129. [周宇庭, 付刚, 沈振西, 等. 藏北典型高寒草甸地上生物量的遥感估算模型 [J]. *草业学报*, 2013, 22(1): 120-129.]
- [29] Liang Cuiping, Guan Dexin, Wang Anzhi, *et al.* Comparison of Grassland Biomass Estimation Models based on MODIS Data [J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2008, 27(11): 2028-2032. [梁翠平, 关德新, 王安志, 等. 基于 MODIS 数据的草地生物量估算模型比较 [J]. *生态学杂志*, 2008, 27(11): 2028-2032.]
- [30] Yang Xiuchun, Xu Bin, Zhu Xiaohua, *et al.* Model of Grass Production based on Remote Sensing Monitoring in Northern Agro Grazing Ecotone [J]. *Geographical Research*, 2007, 26(2): 213-221. [杨秀春, 徐斌, 朱晓华, 等. 北方农牧交错带草原产草量遥感监测模型 [J]. *地理研究*, 2007, 26(2): 213-221.]
- [31] Zhang Lianyi, Bao Luru, Erdunzhama, *et al.* Research on Remote Sensing Models for Monitoring Grassland Vegetation Biomass in Xinghuo [J]. *Chinese Journal of Grassland*, 2008, 30(1): 6-14. [张连义, 宝路如, 尔敦扎玛, 等. 锡林郭勒盟草地植被生物量遥感监测模型的研究 [J]. *中国草地学报*, 2008, 30(1): 6-14.]
- [32] Chen Pengfei, Wang Juanle, Liao Xiuying, *et al.* Using Data of HJ-1A/B Satellite for Hulunbeier Grassland Aboveground Biomass Estimation [J]. *Journal of Natural Resource*, 2010, 25(7): 1122-1131. [陈鹏飞, 王卷乐, 廖秀英, 等. 基于环境减灾卫星遥感数据的呼伦贝尔草地地上生物量反演研究 [J]. *自然资源学报*, 2010, 25(7): 1122-1131.]

Estimation of Grassland Aboveground Biomass Using Landsat 8 OLI Satellite Image in the Northern Hillside of Tianshan Mountain

Zhang Ya^{1,2,3}, Yin Xiaojun^{1,2,3}, Wang Weiqiang^{1,2,3}, Wang Chuanjian^{1,2,3},
Lu Weihua⁴, Sun Shize^{1,2,3}, Gao Jun^{1,2,3}

(1. College of Information Science and Technology, Shihezi University, Shihezi 832000, China;
2. Geospatial Information Engineering Research Center, Xinjiang Production and Construction Corps, Shihezi 832000, China; 3. Geospatial Information Engineering Laboratory,
Xinjiang Production and Construction Corps, Shihezi 832000, China;
4. College of Animal Science and Technology, Shihezi University, Shihezi 832003, China)

Abstract: The Landsat 8 OLI remote sensing data was used to obtain six kinds of commonly vegetation indices including NDVI, RVI, DVI, EVI, GNDVI and SAVI. Meanwhile, combining with the measured data of

grassland in the research area, the research area was divided into two kinds of shady and sunny slope according to the slope. Then the biomass remote sensing estimation models of shady and sunny slope in Ziniquan Ranch were created by Statistical analysis method and biomass space inversion and verification was implemented. The results of correlation analysis showed that the selected vegetation indices were significantly correlated with pasture biomass and there was a significant difference between the correlation of the classified data and the non classified data by slope, in which NDVI was the highest and EVI was the lowest. The optimal inversion model of Ziniquan Ranch biomass was based on the two order polynomial model of SAVI with the accuracy 80%. By using this model reversion, the grassland average yield of Ziniquan Ranch in 2015 was 113 g/m^2 , which equaled to dry grass yield 41.85 g/m^2 . The research shows that the slope direction is an important factor affecting the distribution of biomass. Using remote sensing data and ground measured biomass data and combining with the characteristics of the topography of shady and sunny slope of the research area, the biomass estimation model has higher accuracy, which could provide scientific basis for the reasonable estimation of grassland biomass and management of grassland grazing in the pastoral area.

Key words: Remote sensing; Landsat 8; Grassland biomass; Slope direction; Inversion model