科学通报 2025 年 第 70 卷 第 11 期: 1486 ~ 1503
草原生产力形成与调控机制专辑 论 文
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS

基于Landsat和Sentinel-2卫星的草地利用率遥感监测——以不同草地类型放牧平台为例

常楚晨[1], 王洁[1*], 杨吉林[1], 刘楠[1], 赵玉金[2], 王忠武[3], 辛晓平[4], 张英俊[1]

1. 中国农业大学, 草业科学与技术学院, 北京 100193
2. 中国科学院植物研究所, 北京 100093
3. 内蒙古农业大学草原与资源环境学院, 呼和浩特 010018
4. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081
* 联系人, E-mail: jiewang178@cau.edu.cn

2024-04-01 收稿, 2024-10-15 修回, 2024-11-14 接受, 2024-11-18 网络版发表
国家自然科学基金重大项目(32192463)、国家重点研发计划(2023FY101004)和国家自然科学基金青年科学基金(42101355)资助

摘要 草地利用率(utilization rate of rangeland, *UR*)反映了管理行为对生态系统的直接影响, 是草地放牧强度监测的一个重要指标. 遥感技术的发展为草地管理提供了新手段, 然而目前关于卫星遥感技术监测草地利用率的潜力尚不清楚. 本研究基于多种草原类型的长期放牧实验平台, 利用地上生物量(*AGB*)的地面数据以及Landsat和Sentinel-2融合的时间序列遥感数据, 系统评估了不同放牧强度下卫星遥感数据监测*UR*的能力. 首先, 探究了遥感特征变化与*UR*的相关性, 筛选了适用不同草地类型的遥感特征; 其次比较了参数模型(线性混合效应模型和广义加性模型)和非参数模型(极致阶梯提升模型和支持向量机模型)监测*UR*的能力; 最后, 基于优选的遥感特征和估算模型监测了六个放牧实验平台的*UR*. 结果表明: (1) 与*UR*显著相关的遥感特征在不同放牧平台存在差异, 没有一个(或一类)遥感指标普遍适用于不同草地类型下的*UR*监测; (2) 选用基于支持向量机算法建立的*UR*遥感反演模型(R^2=0.90); (3) *K*折交叉验证表明了*UR*遥感反演模型具有较好的时空稳定性(R_k^2=0.70). 本研究实证了遥感监测*UR*的可行性和稳定性, 为草地放牧利用强度的大面积监测提供基础, 服务于草地放牧管理和生态修复.

关键词 草地利用率, 卫星遥感, 草地类型, 遥感反演模型

草地作为中国最大的陆地生态系统, 提供了畜牧业生产、生态环境保护和气候调节等重要生态系统服务[1], 承载着约1700万牧民的生计问题[2,3]. 过去几十年, 受气候变化和人类活动的影响, 中国草地生态系统退化和荒漠化严重, 出现了一系列生态环境和牧民经济受损问题. 随着人民饮食结构调整, 牲畜产品的需求量持续增加, 进一步加剧了草地生态系统的放牧压力[4]. 研究表明, 中国草地将以每年约200万公顷的速度加剧退化[5]. 因此, 评估草地生态系统的放牧利用强度, 进而实施合理的草地资源管理策略, 是缓解草地退化和应对气候变化的重要途径.

草地放牧利用强度的监测指标可分为驱动性(如载畜率、动物类型、轮牧)和响应性(如草地利用率(utilization rate of rangeland, *UR*)、剩余生物量、植物物种组成)两类[6]. 已有研究大多从驱动性指标的角度出发, 通过牲畜数量评估放牧利用强度, 如基于GPS跟踪实验和无人机观测实验实现牲畜数量量化[7], 但是难以实现区域尺度放牧牲畜数量观测; 另有研究基于政府统计数据空间化牲畜数量[8], 这种方法虽然能获取区域尺度的数据, 但是多为一年一期的牲畜数量数据, 无

引用格式: 常楚晨, 王洁, 杨吉林, 等. 基于Landsat和Sentinel-2卫星的草地利用率遥感监测——以不同草地类型放牧平台为例. 科学通报, 2025, 70: 1486–1503
Chang C, Wang J, Yang J, et al. Remote sensing monitoring of grassland utilization rate based on Landsat and Sentinel-2 satellites – Taking grazing platforms of different grassland types as examples (in Chinese). Chin Sci Bull, 2025, 70: 1486–1503, doi: 10.1360/TB-2024-0355

© 2024《中国科学》杂志社

法服务于年内放牧管理策略的迅速响应. Landsat、Sentinel-2等卫星融合数据能够在几天的时间分辨率上提供大面积观测数据, 是实现放牧时间密集化、空间精细化管理的可能途径. 虽然卫星尺度难以实现放牧牲畜数量的直接量化, 但是能够监测放牧影响下草地植被的动态变化(如*UR*), 通过草地的放牧响应实现草地放牧利用强度的高时效、大面积的评估. 由于该方法反映了放牧活动对草地植被的影响关系, 因此能够依据植被的时空异质性准确地捕捉草地放牧强度的时空差异[9].

*UR*是从响应性角度描述放牧利用强度的一个关键指标. 它是一定时间内实际利用的牧草量占草地地上部产草量的百分比[10,11]. 其中, 草地地上生物量的遥感监测技术已较为成熟[12,13], 因此遥感监测*UR*在理论上是可行的, 但是目前相关研究较少. 其一大挑战是难以在草地放牧状态下获取草地未放牧状态的遥感信号, 因此本研究基于长期野外放牧试验平台, 利用放牧试验的对照组解决草地未放牧状态的遥感信号获取难题. 另外, 先前研究表明土壤背景可能干扰草地遥感监测的精度, 且在不同草地类型干扰程度不同[14,15], 从而限制了*UR*的遥感反演算法的大面积应用, 因此本研究尝试引入修正土壤影响的植被指数降低土壤背景对不同草地类型监测*UR*的干扰. 综上所述, 本研究在放牧平台尺度探究遥感特征变化与*UR*的关系, 构建适用于不同草地类型的*UR*遥感反演模型, 并验证*UR*遥感监测的稳定性, 为后续区域尺度*UR*遥感监测提供基础.

1 方法

1.1 数据

1.1.1 研究地点

本研究选取内蒙古草原的6个长期放牧平台, 覆盖草甸草原、典型草原和荒漠草原(图1).

(1) 呼伦贝尔草原生态系统国家野外科学观测研究站长期肉牛放牧实验平台(图1(b)). 该放牧平台位于内蒙古自治区呼伦贝尔市海拉尔的谢尔塔拉种牛场东部3 km, 地理坐标为49°32′~49°34′N, 119°94′~119°96′E[16], 海拔603~743 m, 所属草地类型为草甸草原. 该地区属温带半干旱大陆性气候, 年均降水量约为400 mm, 年均温约为1.00 ℃[16]. 放牧平台面积为

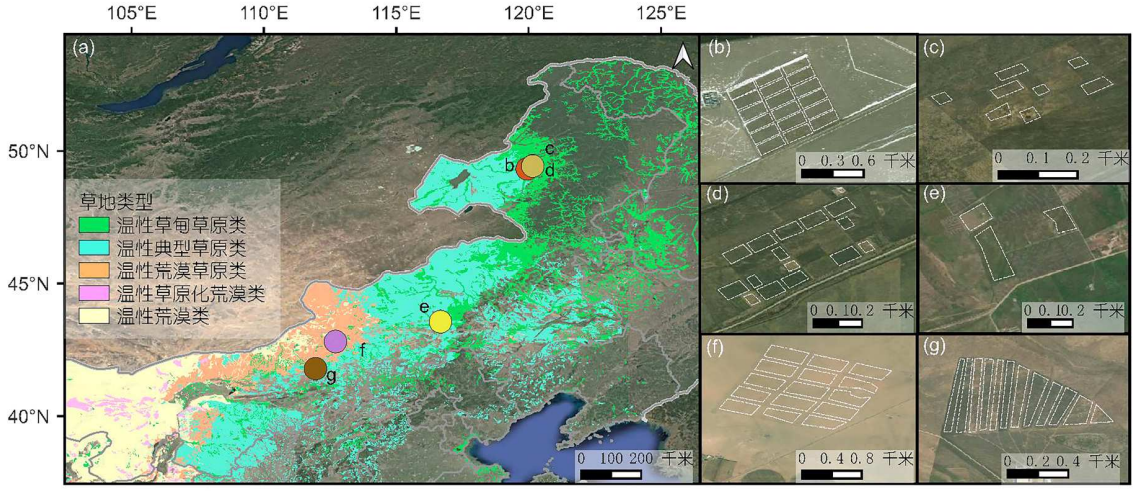


图 1 (网络版彩色)放牧平台空间分布图及各放牧平台所属草地类型. (a) 6个放牧平台的空间分布图, 图中各站点与(b)~(g)图对应; (b)~(g)分别为呼伦贝尔草原生态系统国家野外科学观测研究站长期肉牛放牧实验平台(放牧平台一)、呼伦贝尔草地农业生态系统试验站补饲平台(放牧平台二)、呼伦贝尔草地农业生态系统试验站轮牧平台(放牧平台三)、中国科学院内蒙古草原生态系统研究站(放牧平台四)、内蒙古农牧科学院荒漠草原基地长期放牧平台(放牧平台五)、中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地(放牧平台六)的Google Earth 高分辨率影像

Figure 1 (Color online) Spatial distribution map of grazing platforms and grassland types. (a) Spatial distribution map of 6 grazing platforms, where the order of platforms in (a) corresponds to (b)–(g); (b)–(g) Google Earth high-resolution images of Hulunbuir Grassland Ecosystem Experimental Station, Chinese Academy of Agricultural Sciences (Grazing platform 1), supplementary feeding platform of Hulunbuir Grassland Agroecosystem Experimental Station (Grazing platform 2), rotational grazing platform of Hulunbuir Grassland Agroecosystem Experimental Station (Grazing platform 3), Inner Mongolia Grassland Ecosystem Research Station, Chinese Academy of Sciences (Grazing platform 4), Long-term grazing platform of desert grassland base, Inner Mongolia Academy of Agriculture and Animal Husbandry (Grazing platform 5) and Experimental base of desert grassland ecosystem, Institute of Grassland Research of China Academy of Agricultural Sciences (Grazing platform 6)

90 hm^2, 用围栏围成18个等面积小区, 各小区面积为5 hm^2[17]. 共设置6个放牧强度, 即0.00、0.92、1.36、1.84、2.76和3.68标准羊单位/hm^2(SU/hm^2)[18]. 标准羊单位指一只体重50 kg、一年内哺一只断乳前羔羊的健康成年母绵羊, 日食量为1.6 kg标准干草. 按随机区组设计, 每个放牧强度设置3个重复. 不同放牧强度的小区内, 分别放牧250~300 kg的育成母牛0、2、3、4、6、8头. 放牧试验始于2009年, 每年生长季6月1日~9月30日连续放牧, 无补饲[15~17].

(2) 呼伦贝尔草地农业生态系统试验站补饲平台(图1(c)). 呼伦贝尔草地农业生态系统试验站补饲平台位于内蒙古自治区呼伦贝尔市陈巴尔虎旗特尼河农牧场第九生产队, 地理坐标为49°20′~49°26′N, 119°55′~120°90′E, 海拔628~649 m, 所属草地类型为草甸草原. 该地区属典型的温带大陆性季风气候, 年均降水量约为400 mm, 年均温约为1.00℃[19,20]. 补饲平台共设置1.22和2.45 SU/hm^2两个放牧梯度, 放牧小区面积分别为0.40和0.20 hm^2, 两个放牧强度小区均持续放牧4只重为22 kg的绵羊.

(3) 呼伦贝尔草地农业生态系统试验站轮牧平台(图1(d)). 呼伦贝尔草地农业生态系统试验站轮牧平台与补饲平台位置接近, 所属草地类型为草甸草原. 轮牧平台自2019年起进行放牧试验, 每年6月15日~9月15日进行放牧利用, 将整个放牧季分为3个时期: 春季(S1, 6月15日~7月15日), 夏季(S2, 7月15日~8月15日)和秋季(S3, 8月15日~9月15日). 设置5个放牧试验区, 以围封处理为对照组(CK), 设置1个持续放牧(CG)处理和3个季节性休牧处理, 包括早期休牧(R1)、中期休牧(R2)和晚期休牧(R3)[21]. CG是指在S1~S3时期始终进行适度放牧; R1、R2和R3指的是分别在S1、S2以及S3时期进行休牧(表S1). 该试验平台设置了3个区组, 每个区组包括5个小区, 共计15个试验小区. 每个季节性休牧小区面积约1.00 hm^2, 而CK和CG处理小区面积约0.50 hm^2[20].

(4) 中国科学院内蒙古草原生态系统研究站(图1(e)). 中国科学院内蒙古草原生态系统研究站(43°38′N, 116°42′E)位于锡林河流域, 海拔约1250 m, 所属草地类型为典型草原. 该地区多年平均降雨量约为370 mm, 平均温度约为3.50℃[22]. 试验样地于2005年6月建立, 每年6~9月植被期连续放牧[22]. 放牧实验有7个级别的放牧强度(即0.00、1.50、3.00、4.50、6.00、7.50和9.00 SU/hm^2)和两个地形系统(平坦、缓坡), 本研究只选用平坦地形的试验样地[22], 且只使用了放牧强度为0.00、1.50、4.50、9.00 SU/hm^2的放牧梯度的数据.

(5) 内蒙古农牧科学院荒漠草原基地长期放牧平台(图1(f)). 内蒙古农牧科学院荒漠草原基地位于内蒙古自治区乌兰察布市四子王旗中南部王府一队, 地理坐标为41°47′17″N, 111°53′46″E, 海拔1450 m, 所属草地类型为荒漠草原. 多年平均降水量约为300 mm, 平均温度约为5.00℃[23,24]. 该研究平台自2004年起进行放牧试验, 每年5~11月放牧, 共4个放牧梯度, 分别为0.00、0.91、1.82、2.71 SU/hm^2, 对应的放牧绵羊数分别为0、4、8、12只[23,24].

(6) 中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地(图1(g)). 中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地地处内蒙古自治区锡林郭勒盟苏尼特右旗, 地理坐标42°48′N, 112°42′E, 海拔为1082 m, 所属草地类型为荒漠草原. 该地区的气候为中温带半干旱大陆性气候, 多年平均气温约为6.00℃, 平均降水量约为150 mm[25]. 2012年在该试验基地进行围栏建设, 设置不同放牧强度小区, 试验小区分为3个区组, 每个区组设有4个放牧梯度及一个不放牧的对照组, 放牧强度分别为0.00、0.38、0.50、0.63以及0.94 SU/hm^2, 各处理随机排列, 每个处理设3次重复[26].

1.1.2 遥感数据及预处理

本研究使用了Landsat和Sentinel-2卫星遥感数据, 对数据预处理后进行数据融合, 以增加可用观测数量和时空分辨率.

(1) 使用了Google Earth Engine (GEE)平台上2015~2023年的6~9月Landsat 7/8/9和Sentinel-2(LC/S2)表面反射率(surface reflectivity, SR)图像[27,28]. Landsat卫星数据的空间分辨率为30 m, Landsat 7/8/9组网后时间分辨率为8 d. Sentinel-2(S2)数据包括欧洲航天局提供的Sentinel-2A和Sentinel-2B多光谱仪器数据, Sentinel-2A于2015年6月23日发射, Sentinel-2B于2017年3月7日发射. S2数据以10 m的空间分辨率提供了5 d间隔的观测[28]. 本研究使用Sentinel的Level-2A产品, 该产品提供SR数据[29].

(2) 融合LC/S2数据主要有3个步骤, 包括剔除低质量观测数据、融合LC/S2图像、生成光谱波段(spectral bands, SBs)和植被指数(vegetation indexs, VIs). 首先, Landsat图像使用质量控制层(pixel_qa)进行预处理, 去除由云、云阴影、雪和扫描线校正器间隙导致的低质量观测[30]. S2图像通过质量波段QA60筛选出优质观测(good observation, GOB), GOB定义为无云及云影覆盖

的像素[31]. 图2(a)和(b)分别展示了预处理前后的Landsat和S2融合影像, 预处理前的影像被云雾遮挡严重, 经过预处理后云雾对影像的影响明显降低. 各放牧平台2015~2023年生长季各月份的优质观测数见图2(c), 2019年以前优质影像数量较少, 本研究涉及的2015~2018年8月的优质影像数量最少为3期, 可以满足反演需求. 卫星遥感的观测次数远高于地面实验的数据获取次数, 使用高时间分辨率的卫星遥感数据监测草地利用率更利于牧场管理者及时调整管理策略. 其次, 使用最小二乘法(ordinary least squares, OLS)回归对LC/S2的SBs进行融合. Landsat 8/9波段信息基本一致, 比Landsat 7具有更好的校准和信噪比特性, 因此将Landsat 7和S2数据以Landsat 8/9数据为标准进行了融合[32]. 对Landsat 7和S2数据分别使用OLS回归系数转换6个SBs: blue(蓝波段)、green(绿波段)、red(红波段)、NIR(近红外波段)、SWIR1(短波红外1波段)和SWIR2(短波红外2波段)的值, 以匹配Landsat 8/9的对应波段[27]. 最后, 利用LC/S2数据的SBs计算了VIs(表S2). 为降低数据缺失或噪声对结果的影响, 下文的皮尔逊相关分析、逐步多元回归和草地利用率监测模型所有遥感数据的获取时间, 皆为样本地面采集时间的月平均.

1.1.3 草地地上生物量数据

通过6个放牧平台公开发表的论文或联系放牧平台负责人, 本研究收集了6个放牧平台2015~2023年放牧实验的相关数据, 包括各放牧梯度实验组和对照组的地上生物量(*AGB*)数据及采集时间. 各放牧平台公布的采样时间精度不一致, 具体采样日期见表S3, 4个放牧平台(呼伦贝尔草原生态系统国家野外科学观测研究站长期肉牛放牧实验平台、中国科学院内蒙古草原

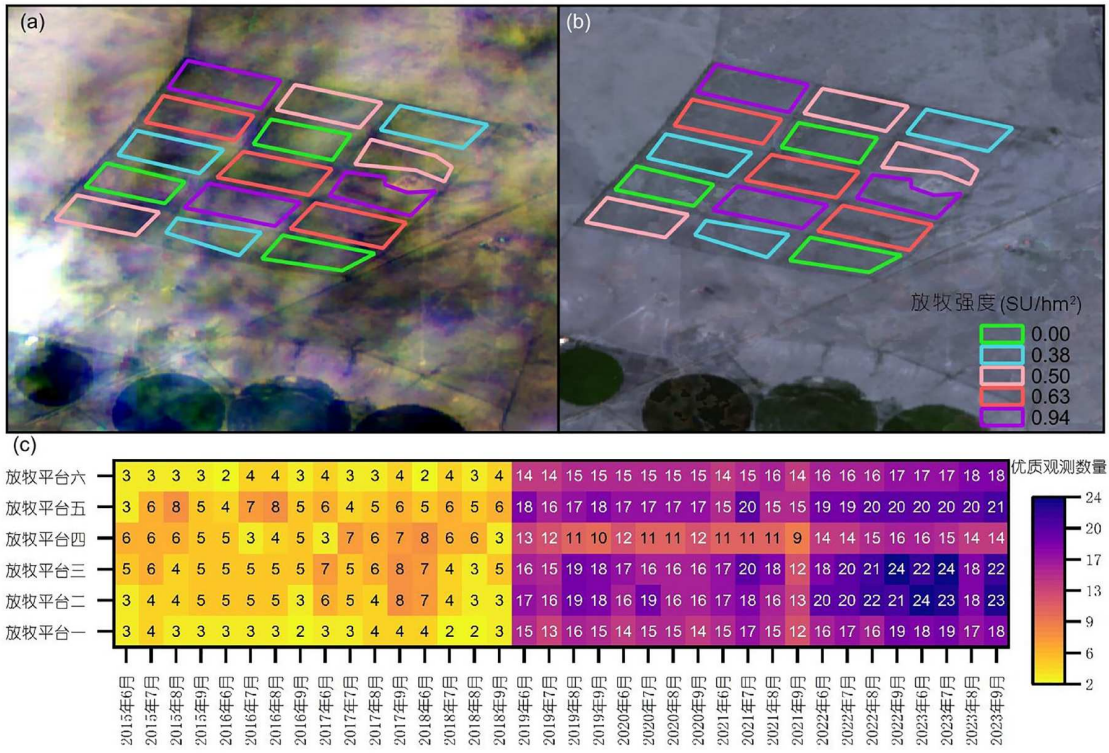


图 2 (网络版彩色)预处理前后卫星遥感影像对比和优质观测数量统计. (a) 以2020年8月中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地为例, 展示了Sentinel-2的原始观测影像, 该影像通过RGB (red, green, blue)合成; (b) 2020年8月中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地的预处理后的Sentinel-2影像, 卫星影像通过RGB (red, green, blue)合成; (c) 2015~2023年生长季月份内各个放牧平台的卫星遥感优质观测数量统计, 放牧平台的全称见图1

Figure 2 (Color online) Comparison of satellite remote sensing images before and after preprocessing and statistics of good observations. (a) Taking the Long-term grazing platform of desert grassland base, Inner Mongolia Academy of Agriculture and Animal Husbandry in August 2020 as an example, the original observation image of Sentinel-2, the remote sensing image was synthesized by RGB (red, green, blue); (b) taking the Long-term grazing platform of desert grassland base, Inner Mongolia Academy of Agriculture and Animal Husbandry in August 2020 as an example, the preprocessed image of Sentine l and 2, the remote sensing image was synthesized by RGB (red, green, blue); (c) the number of good observations in the growing season months from 2015 to 2023 for grazing platforms 1–6, and the full names of grazing platforms are the same with Figure 1

生态系统研究站、内蒙古农牧科学院荒漠草原基地长期放牧平台、中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地)的采样时间精确到月，两个放牧平台(呼伦贝尔草地农业生态系统试验站补饲平台、呼伦贝尔草地农业生态系统试验站轮牧平台)的采样时间精确到日(表S3), 其中地面采样时间能够与卫星遥感影像获取时间完全匹配的样本仅占所有样本的10%. 为确保遥感信号准确表征*UR*且各样本的遥感信号时间尺度一致，建模使用的遥感数据获取时间为地面数据采集时间所在月份的平均值. *AGB*样本数据使用的是多个重复实验组平均后的*AGB*数据，并依据1.2.1中所述的方法计算*UR*.

1.2 方法

本研究的方法分为3个部分，分别为分析独立的遥感特征变化率(*S*)与*UR*的相关性; 基于不同的建模方法, 利用*S*指标集建立不同草地类型的通用*UR*反演模型; 选用最优模型反演6个放牧平台的*UR*.

1.2.1 草地利用率与遥感特征变化率的计算方法

(1) 草地利用率的计算方法. 本研究假设草原植被正常自然生长，适应自然环境变化且生长轨迹受季节驱动，而放牧活动会导致草地冠层的物候和生长量与自然生长的草地存在较大偏差，这一假设在草地的相关研究中被广泛应用[33]. 因此, 已知某个像素的植被指数时间序列, 其与邻近未放牧草地的物候偏差, 即可认为是放牧行为造成的. 依据《中华人民共和国林草行业标准CCS B40草畜平衡评价技术规范》(https://std.samr.gov.cn/hb/search/stdHBDetailed?id=FC664-BAD4764F0CAE05397BE0A0A27F7)中对实际*UR*的定义: 一定时间内, 实际利用的牧草量占草地地上部产草量的百分比, 确定*UR*的计算公式[10]:

$$UR = \frac{\text{采食量}}{\text{总产草量}} = \frac{AGB_{ck} - AGB_{graze}}{AGB_{ck}}. \quad (1)$$

其中, *UR*是草地利用率; *AGB*是草地地上生物量; ck是未放牧草地, 即各放牧实验中的对照组; graze是放牧草地, 即各放牧实验中不同放牧强度的试验组, 不同放牧强度计算不同的*UR*.

(2) 遥感特征选取. 卫星测量的光谱反射率是植被冠层、植被阴影、土壤和地表其他成分的混合信号, 目前遥感领域有上百个植被指数，可简单归类为表征植被物理特性和生化特性的植被指数[34]. 其中, 植被物理特性包括植被冠层结构、植被覆盖度等，植被覆盖度较低时，土壤的亮度会影响NIR波段的反射率，因此研究者还开发出了一系列修正土壤反射率影响的植被指数; 植被生化特性包括冠层水分、色素含量等[33]. 且根据6个放牧平台发表的试验结果, 放牧行为影响草地生物量、覆盖度、群落结构，进而造成植被冠层结构、土壤亮度、冠层水分和叶绿素含量的变化[16~18,22,23,35~41], 因此本研究收集了常用的表征植被结构、修正土壤影响的植被结构、表征水分含量和表征叶绿素含量等生化特性的植被指数(共23个), 具体公式见表S2.

归一化差异植被指数(NDVI)、核归一化差异植被指数(kNDVI)、增强植被指数(EVI)等植被指数已被证明能够有效表征草地生物量或草地生产力，因此本研究使用6个SBs和23个VIs构建遥感特征变化率(*S*)来反演*UR*.

$$S_{SB} = \frac{S_{ck} - S_{graze}}{S_{ck}} \times 100\%, \quad (2)$$

$$S_{VI} = \frac{VI_{ck} - VI_{graze}}{VI_{ck}} \times 100\%. \quad (3)$$

其中, S_{SB}是光谱波段变化率; SB是遥感光谱波段; S_{VI}是植被指数变化率; VI是通过遥感光谱波段数据计算的植被指数; ck是未放牧草地，即各放牧实验中的对照组; graze是放牧草地，即各放牧实验中不同放牧强度的试验组, 不同放牧强度计算不同的*S*.

1.2.2 遥感特征变化率反演草地利用率的模型

(1) 草地利用率与遥感特征变化率的关系. 首先尝试寻找一个或一类通用的遥感指标，简单有效地监测各放牧平台及各草地类型的*UR*，因此在6个放牧平台分别计算*UR*和29个*S*的皮尔逊相关性. 由于并未找到满足以上要求的遥感指标，该方法得到的结果并不参与最终模型的建立. 计算相关性所用的遥感数据与*UR*数据采样的月份一致，采用遥感数据的月平均值与*UR*进行相关性分析, 降低数据缺失或噪声对结果的影响.

(2) 遥感指标集的筛选. 经皮尔逊相关分析发现并不存在一个或一类通用的遥感指标能较高精度地反演*UR*，并且不同草地类型下有效监测*UR*的遥感特征不同. 在皮尔逊相关分析中发现表征冠层、修正土壤影响和表征生化特性的遥感特征在某一草地类型下均呈显著相关性，使用独立遥感特征可能在一定程度上忽略重要信息，因此需要使用遥感特征的集合综合监测*UR*. 另外，使用过多的遥感特征建模容易造成过拟合, 因此本研究使用逐步多元回归(multiple stepwise re-

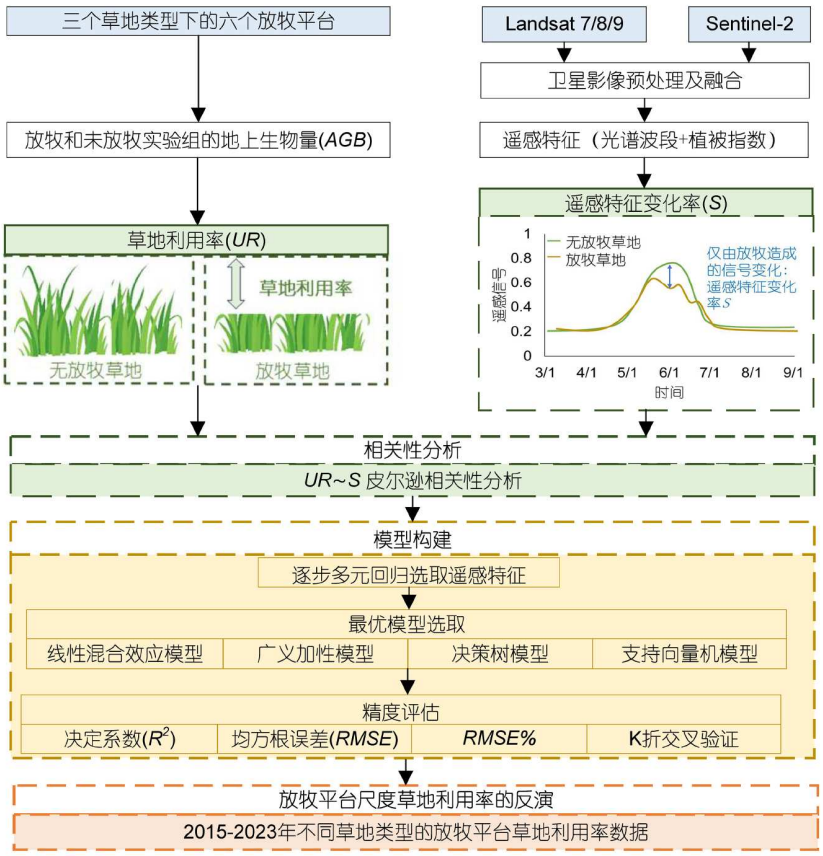


图 3 (网络版彩色)技术路线图
Figure 3 (Color online) Workflow of this research

gression, SMR)方法筛选参与建模的遥感指标集. SMR是一种多元线性回归模型，能较好地剔除变量中不重要的参数, 也能解决变量间高度共线性的问题[42]. 本研究的目的是开发监测不同草地类型*UR*的通用模型，因此SMR筛选遥感指标是基于各平台的所有样本数据, 并不是6个放牧平台分别筛选各自有效的遥感指标. 本研究使用SMR在所有遥感特征中选取对*UR*有显著影响的*S* (P<0.05), 建立下文所述的各个模型. SMR模型基于R 4.3.1实现.

1.2.3 草地利用率与遥感特征变化率的回归模型

由于监测*UR*的模型研究较少, 而*UR*由草地生物量计算求得，因此本研究参考了植被生物量的反演模型, 共分为参数模型、非参数模型和过程模型三类. 其中常用遥感数据建模的为参数模型和非参数模型，考虑到本研究的样本量不大，选用了参数模型中的线性混合效应模型和广义加性模型；非参数模型中的极致梯度提升模型和支持向量机模型. 本研究的目的是开发监测不同草地类型*UR*的通用模型，因此建模时使用所有样本数据，并不是6个放牧平台独立建模. 以下模型均基于R 4.3.1实现.

(1) 线性混合效应模型. 本研究发现遥感指标和*UR*的关系存在明显的分组现象，因此采用线性混合效应模型(linear mixed effect model, LMM)建立*UR*模型. 通过线性混合效应模型中的随机效应解释数据在不同草地类型间的变异. 线性混合效应的表达式为

$$Y=\beta X+\mu Z+\varepsilon. \quad (4)$$

其中, Y是结果变量; X是固定因子; Z是随机因子; β和是μ系数; ε是随机误差.

在本研究中, *UR*为结果变量, *S*为固定因子. 为避免过拟合, 根据SMR的结果确定固定因子, 另外还考虑了年最高温度、年最低温度和年平均降水作为固定因子, 草地类型是随机因子.

(2) 广义加性模型. 广义加性模型(generalized additive model, GAM)是一种非参数化平滑回归形式的多

元回归模型, 可用于研究数据的非线性回归效应. 广义加性模型的表达式为

$$Y=\beta_0+f_1(X_1)+f_2(X_2)+\ldots+f_n(X_n). \quad (5)$$

其中, Y是结果变量; X 是自变量; $f_n(X_n)$需以非参数的方式进行估计.

在本研究中, UR为结果变量, S为自变量. 根据SMR的结果确定自变量, 另外还考虑了年最高温度、年最低温度和年平均降水作为自变量, 草地类型为随机效应, 以因子变量的方式参与建模.

(3) 极致梯度提升. 极致梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)是一种在梯度提升决策树算法的基础上改进的集成学习算法[43], 可以很好地处理小样本数据[44], 在遥感数据估算AGB方面表现出色[45]. 不是所有特征都对机器学习模型有效, 过多的输入特征可能明显降低模型性能, 因此通过SMR的结果确认输入的特征, 同时也考虑了年最高温度、年最低温度和年平均降水作为输入特征, 草地类型作为因子变量输入.

(4) 支持向量机. 支持向量机(support vector machine, SVM)广泛应用于非线性函数的估计[46], 该算法在过拟合和预测精度之间取得了很好的平衡, 且对训练数据集的样本量不敏感[47]. 支持向量机算法的特征输入方式与XGBoost方法相同.

(5) 精度评估. 测量值和估计值之间的R^2、均方根误差($RMSE$)和相对$RMSE$ ($RMSE\%$)用于评估LMM、GAM、XGBoots和SVM的结果[48], 公式如下:

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y}_i)^2}, \quad (6)$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i-y_i)^2}, \quad (7)$$

$$RMSE\%=\frac{RMSE}{\bar{y}}\times 100\%. \quad (8)$$

其中, y_i是实测值; $\hat{y}_i$是估计值; $\bar{y}$是实测值的平均值.

本研究旨在探讨不同草地类型在遥感监测UR中的有效性, 作为实现大面积遥感监测UR的基础, 因此模型的时空稳定性评估至关重要. 本研究采用K折交叉验证(K=5)方法对模型进行独立分组验证. K折交叉验证将数据集划分为K个子集并多次训练与验证模型, K次验证精度R^2的平均值作为模型最终精度R_k^2, 这样可有效避免过拟合或欠拟合问题, 从而更稳健地评估模型的泛化能力[49].

1.2.4 使用最优模型反演各放牧平台的草地利用率

依据以上模型评估的参数选择模型, 选择最优模型后对6个放牧平台的草地利用率进行空间制图, 并统计各平台不同放牧强度的草地利用率.

2 结果

2.1 遥感特征变化率与草地利用率的关系分析

2.1.1 草地利用率

6个放牧平台共收集81个2015~2023年的UR样本(表1), 分布于3种草地类型: 草甸草原、典型草原和荒漠草原. 草甸草原和典型草原的UR都大于0, 即对照组的草地AGB高于放牧草地, 且草甸草原和典型草原的放牧平台的UR与放牧强度成正比关系(图4). 典型草原的中国科学院内蒙古草原生态系统研究站在多数年份中, UR和放牧强度成正比关系, 但是在2019年, 适度放牧的UR最大. 荒漠草原的中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地的UR在2019年和2020年均出现了小于0的结果(图4(f)), 分别出现在轻度放牧和轻度放牧及中度放牧; 内蒙古农牧科学院荒漠草原基地长期放牧平台也在2016和2018年出现了小于0的结果(图4(e)).

2.1.2 遥感特征变化率

图5中报道了6个放牧平台的遥感特征的变化率(S)的空间分布, 每个平台以一个S为例展示遥感信号与放牧的关系. 在同一放牧强度下, S存在明显的空间异质性. 同时, S与放牧强度存在一致的变化关系, 如5d图中放牧强度越大, S_{EVI}越大. 但是并不是所有S都与放牧强

表 1 6个放牧平台的草地利用率

Table 1 Utilization rate of rangeland of 6 grazing platforms

草原类型	样本个数(个)	草地利用率均值	草地利用率标准差	草地利用率最大值	草地利用率最小值
草甸草原	49	0.40	0.19	0.85	0.02
典型草原	9	0.29	0.24	0.85	0.05
荒漠草原	23	0.15	0.21	0.68	–0.12

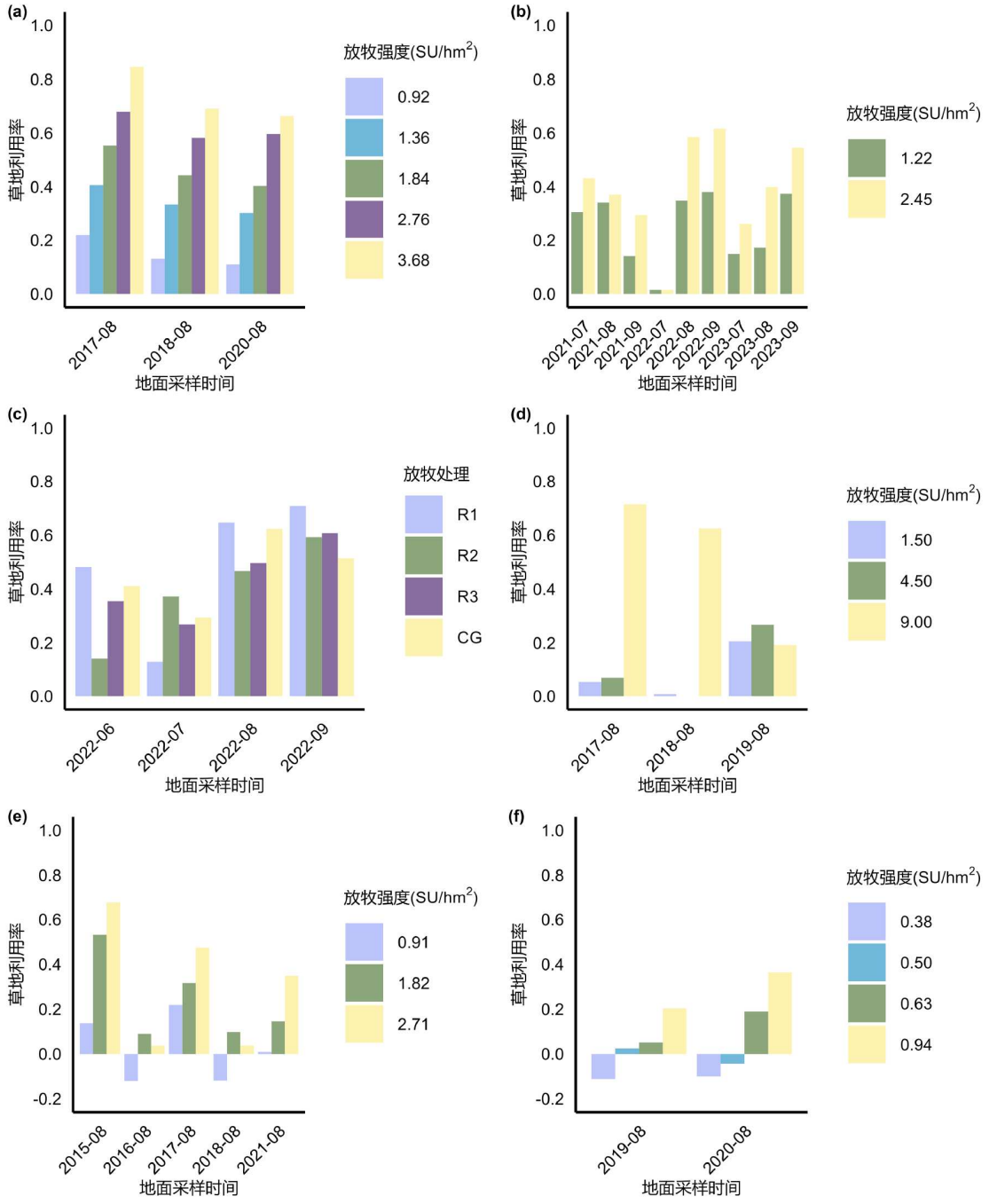


图 4 (网络版彩色)6个放牧平台的草地利用率结果. (a)~(f)分别为放牧平台一~六的草地利用率结果, 放牧平台的全称见图1

Figure 4 (Color online) Results of Utilization Rate of Rangeland of 6 grazing platforms. (a)–(f) are the results of utilization rate of grazing platforms 1–6 respectively, and the full names of grazing platforms are the same in Figure 1

度呈线性关系, 如图5(a)中的S_{NDPI}与放牧强度是非线性关系.

2.1.3 遥感特征变化率与草地利用率的相关性

基于皮尔逊相关性分析的各放牧平台S与UR相关系数及显著性见图6. 不同放牧平台的显著相关的S不同, 并没有一个遥感指标或一类遥感指标能够同时监测不同草地类型下的UR. 并且四类遥感指标中, 不同草地类型显著相关的遥感指标包含不止一个类别, 如荒漠草原的两个放牧平台, 表征生化特性和修正土壤影响的遥感指标都对监测UR显著有效, 因此本研究在

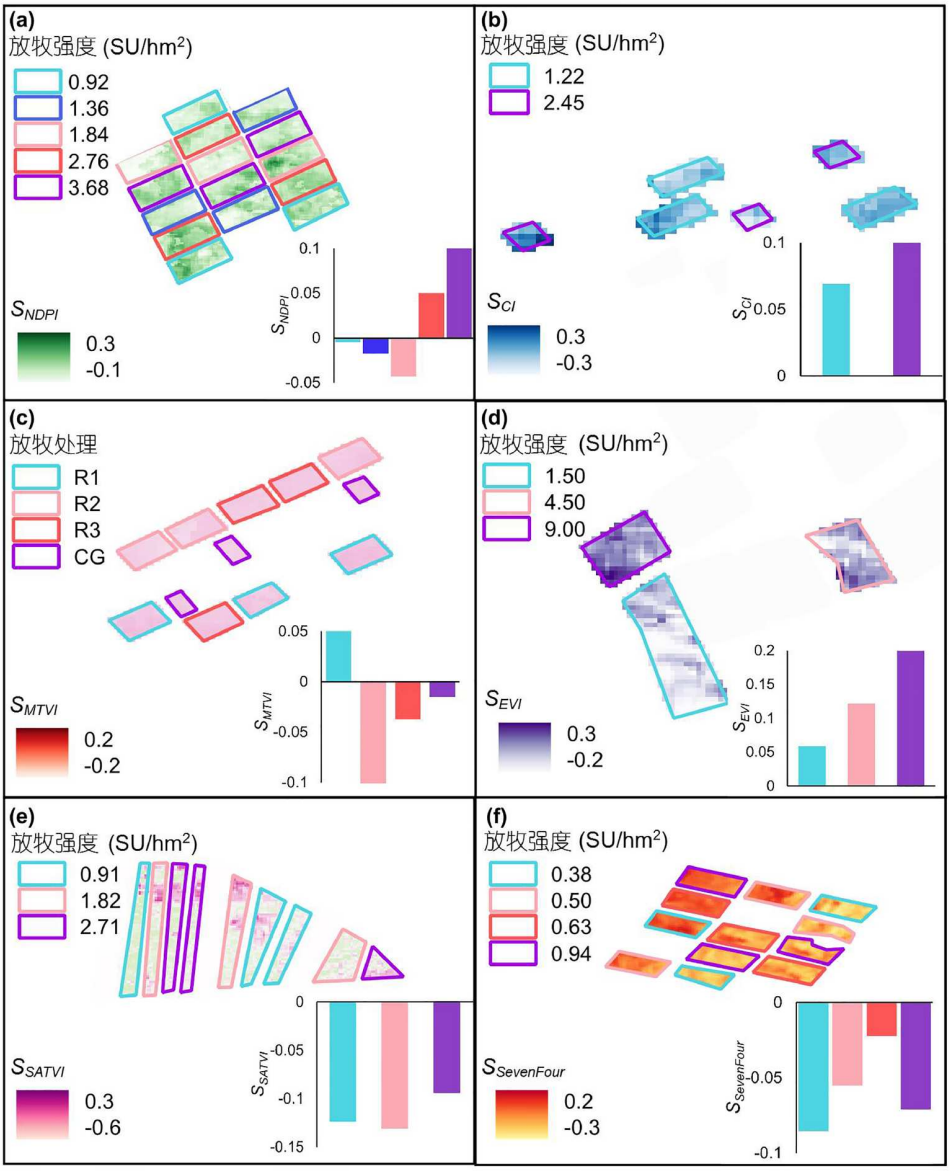


图 5 (网络版彩色)6个放牧平台遥感特征变化率结果图. (a)~(f)分别为放牧平台一~六的遥感特征变化率空间图, 放牧平台的全称见图1. 插图为各遥感特征变化率在不同放牧强度下的空间平均值, *x*轴为放牧强度, *y*轴为遥感特征变化率. (a) 放牧平台一的2020年8月的S_{NDPI}平均值; (b) 放牧平台二的2022年8月的S_{CI}平均值; (c) 放牧平台三的2022年8月的S_{MTVI}平均值; (d) 放牧平台四的2019年8月的S_{EVI}平均值; (e) 放牧平台五的2021年8月的S_{SATVI}平均值; (f) 放牧平台六的2020年8月的$S_{SevenFour}$平均值

Figure 5 (Color online) Results of change rate of remote sensing characteristics of six grazing platforms. (a)–(f) are the spatial maps of remote sensing characteristic change rates of grazing platforms 1–6, respectively. The full name of grazing platforms is shown in Figure 1. The illustrations are the spatial average values of the remote sensing characteristic change rates under different grazing intensities. The *x*-axis of illustrations is grazing intensity, and the *y*-axis is the change rate of remote sensing characteristics. (a) The average S_{NDPI} of August 2020 of grazing platform 1; (b) the average S_{CI} of August 2022 of grazing platform 2; (c) the average S_{MTVI} of August 2022 of grazing platform 3; (d) the average S_{EVI} of August 2019 of grazing platform 4; (e) the average S_{SATVI} of August 2021 of grazing platform 5; (f) the average $S_{SevenFour}$ of August 2020 of grazing platform 6

下文中使用遥感指标集反演*UR*.

2.2 反演草地利用率的最佳模型

基于多元逐步回归方法筛选的遥感指标集结果见表S4, 表中只报道了关系显著的遥感指标变化率*S*, 使用该表中的*S*建立了LMM模型、GAM模型、XGBoots模型和SVM模型. 表2中报道了用4个模型建模的结果. LMM模型的精度最低(R^2=0.68), 且*RMSE*和*RMSE%*最

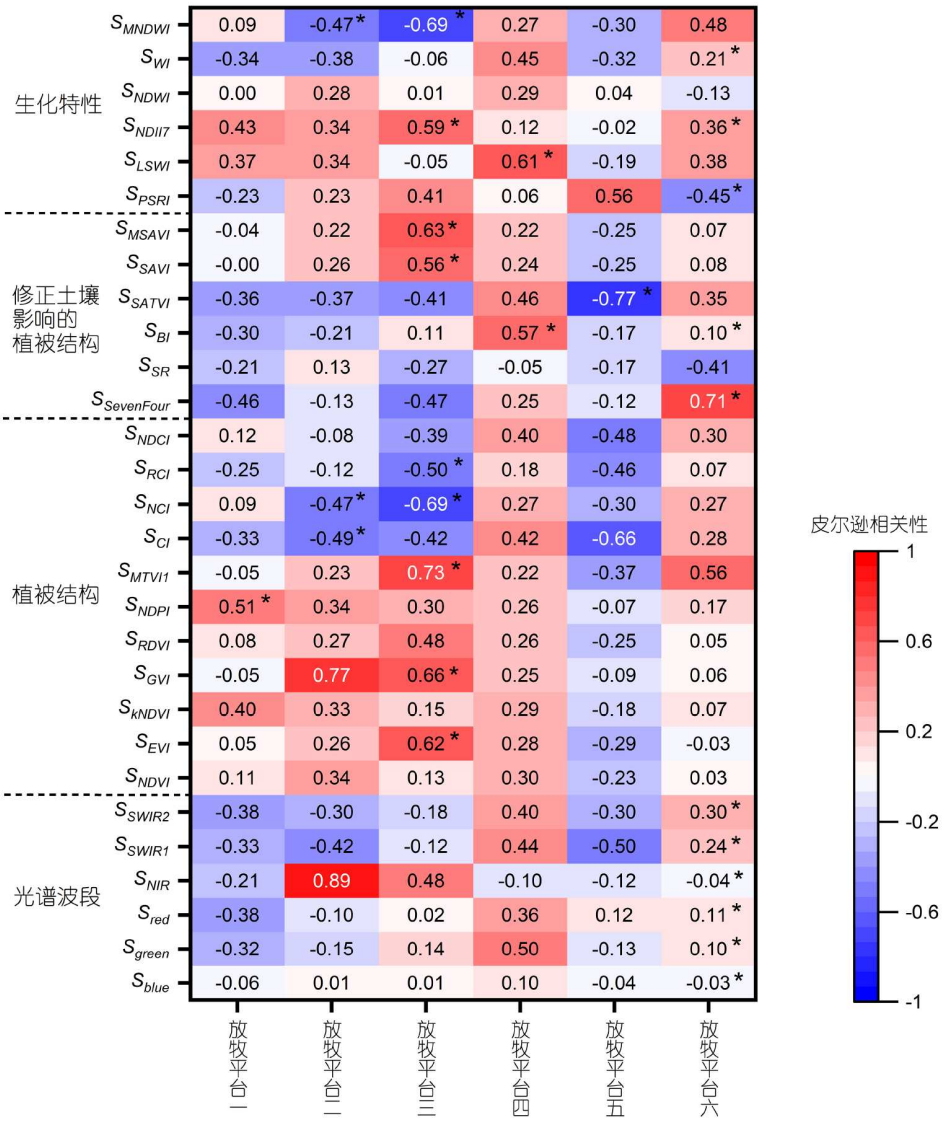


图 6 (网络版彩色)基于皮尔逊分析计算6个放牧平台遥感特征变化率与草地利用率的相关系数及显著性. *x*轴中, 放牧平台一~六全称见图1. *y*轴的遥感特征变化率按照1.2.1(2)所述分为4类, 具体公式见表S2. *, P<0.05

Figure 6 (Color online) Correlation coefficient and significance between the remote sensing characteristics change rate and utilization rate of 6 grazing platforms. In the *x*-axis, the full names of grazing platforms are the same as in Figure 1. The remote sensing characteristics change rates of the *y*-axis are divided into four types according to 1.2.1(2), and the formula is shown in Table S2. *, P<0.05

高, 不满足监测草地利用率的精度需求, 但是模型的泛化能力尚可(R_k^2=0.61). 结合三个模型评价指标和K折交叉验证的结果, SVM的模型精度较高(R^2=0.90), 且R_k^2最高(R_k^2=0.70), 即模型更稳定, 因此基于SVM的模型可以满足不同草地类型下反演草地利用率的需求. XGBoots虽然模型精度很高(R^2=0.99), *RMSE*和*RMSE*%也很低, 但K折交叉验证结果较差(R_k^2=0.35), 说明模型发生了过拟合, 无法大面积推广应用.

本研究选用的SVM草地利用率反演模型在草甸草原和典型草原表现较好(R^2>0.91, *RMSE*<0.06). SVM模型是一种适用于小样本建模的方法, 因此该研究中典型草原(n=9)也实现了较好的预测精度(R^2=0.99) (图7). 地处荒漠草原的中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地2020年的0.94 SU/hm^{2}放牧梯度的草地利用率预测精度较低, 导致荒漠草原的预测精度(R^2=0.76)不如其他两种草地类型.

2.3 2015-2023年各放牧平台的草地利用率的时空动态分布图

放牧平台一~六的草地利用率结果如图8所示, 图中只举例展示各放牧平台一年的结果. 使用SVM草地利用率模型反演得到的*UR*与图4中的草地利用率地面采样值相比, 各放牧平台的预测值较为准确, 且空间趋势与草地利用率地面采样数据一致. 中国农业科学院草原研究所荒漠草原生态系统试验基地(放牧平台六)的0.38 SU/hm^{2}放牧强度的实测与模拟的草地利用率结果相差较大, 实际草地利用率为负值, 而观测的草地利用率为正值.

表 2 草地利用率模型的评价结果

Table 2 Evaluation results of utilization rate of rangeland models

模型类别	模型	R^2	*RMSE*	*RMSE* (%)	*K*折交叉验证R_k^2
参数模型	线性混合效应模型(LMM)	0.68	0.14	42.24	0.61
	广义加性模型(GAM)	0.80	0.10	31.56	0.59
非参数模型	极致梯度提升(XGBoots)	0.99	0.0005	0.16	0.35
	支持向量机(SVM)	0.90	0.07	22.18	0.70

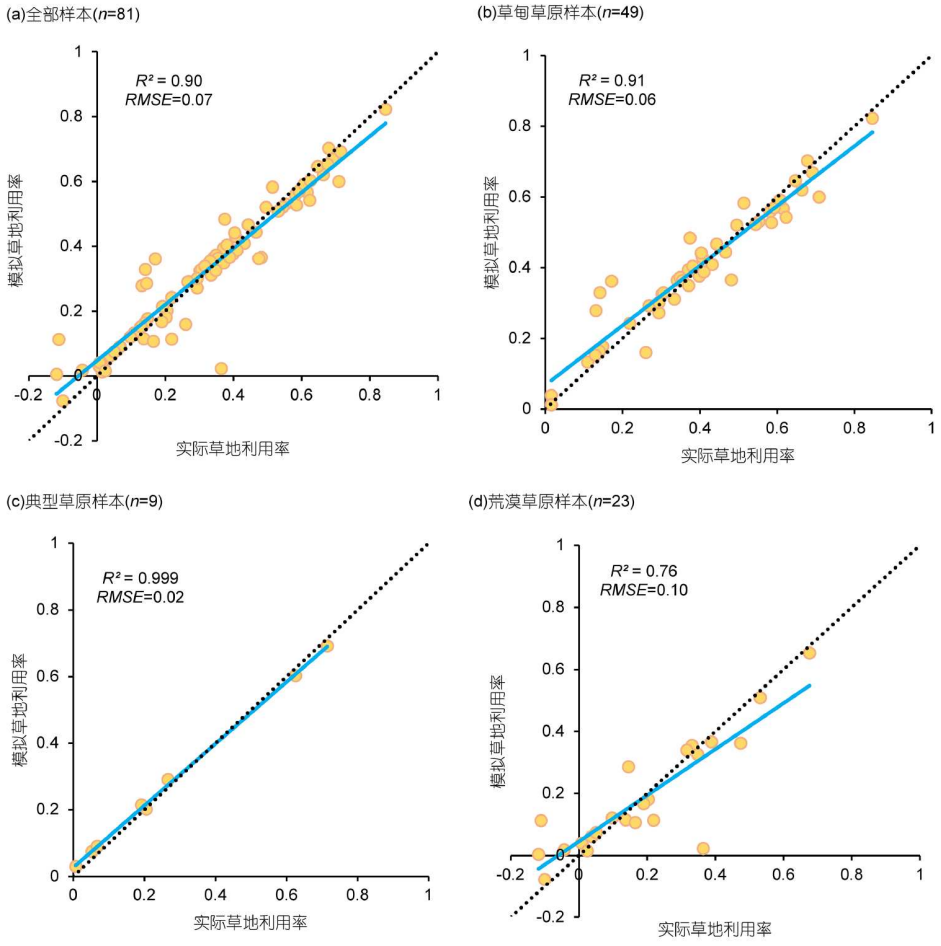


图 7 (网络版彩色) 实际草地利用率和支持向量机模型模拟的草地利用率散点图. (a) 全部样本的草地利用率反演结果; (b) 草甸草原样本的草地利用率反演结果; (c) 典型草原样本的草地利用率反演结果; (d) 荒漠草原样本的草地利用率反演结果

Figure 7 (Color online) Actual grassland utilization rate and scatter plot of grassland utilization rate simulated by Support Vector Machine model. (a) Inversion results of utilization rate for all samples; (b) inversion results of utilization rate of meadow grassland samples; (c) inversion results of utilization rate for typical grassland samples; (d) the result of utilization rate inversion for desert grassland samples

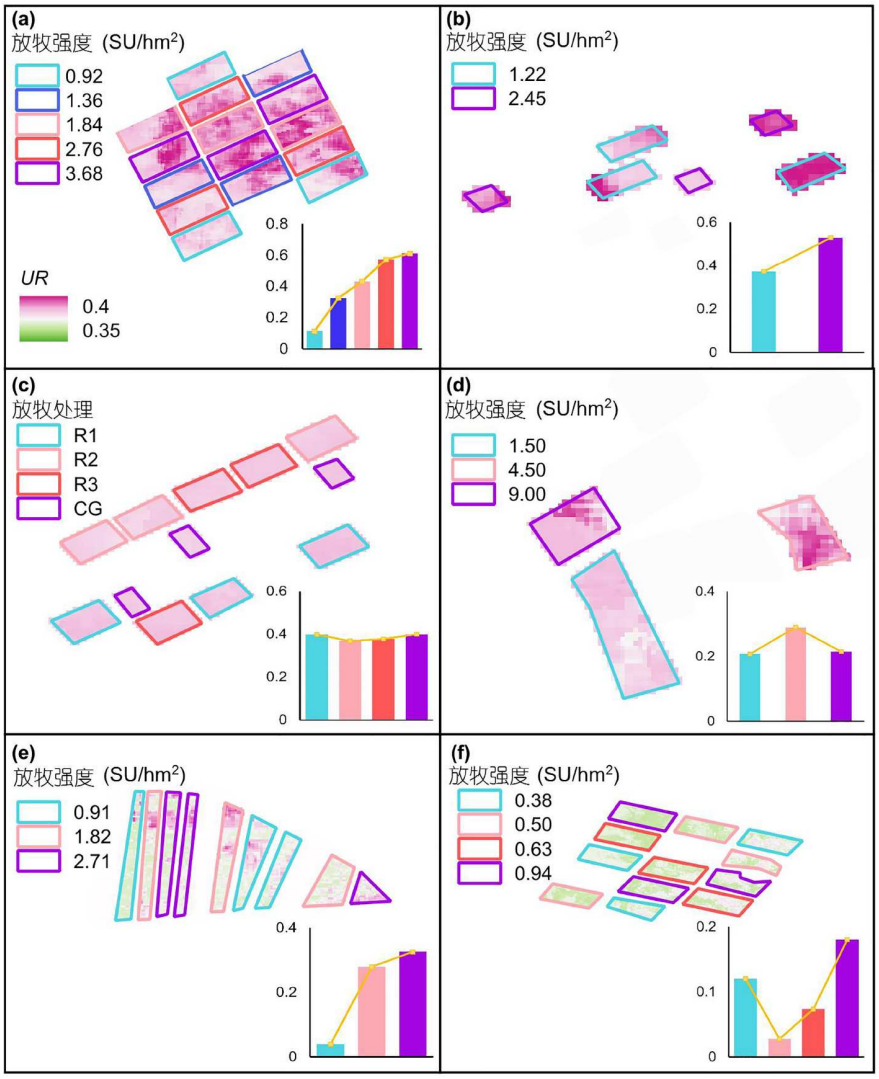


图 8 (网络版彩色)各放牧平台草地利用率的反演结果. (a)~(f)分别为放牧平台一~六的草地利用率反演结果, 放牧平台一~六的全称见图1. 插图为各放牧强度的草地利用率的空间平均值, *x*轴为放牧强度, *y*轴为草地利用率. (a) 放牧平台一2020年8月的草地利用率反演结果; (b) 放牧平台二2022年8月的草地利用率反演结果; (c) 放牧平台三的2022年8月的草地利用率反演结果; (d) 放牧平台四的2019年8月的草地利用率反演结果; (e) 放牧平台五的2021年8月的草地利用率反演结果; (f) 放牧平台六的2019年8月的草地利用率反演结果

Figure 8 (Color online) Utilization rate of rangeland maps of each grazing platform. (a)–(f) are the utilization rate of rangeland maps of grazing platforms 1–6 respectively. The full names of grazing platforms 1–6 are shown in Figure 1. The illustrations are the spatial average values of utilization rate of each grazing intensity. The *x*-axis of illustrations is grazing intensity, and the *y*-axis is the utilization rate of rangeland. (a) The utilization rate of rangeland map of grazing platform 1 in August 2020; (b) the utilization rate of rangeland map of grazing platform 2 in August 2022; (c) the utilization rate of rangeland map of grazing platform 3 in August 2022; (d) the utilization rate of rangeland map of grazing platform 4 in August 2019; (e) the utilization rate of rangeland map of grazing platform 5 in August 2021; (f) the utilization rate of rangeland map of grazing platform 6 in August 2019

3 讨论

3.1 基于放牧实验平台反演草地利用率的优势

*UR*是服务于放牧管理的最直接的指标, 并且比基于牲畜数量评价的放牧强度更能反映草地对放牧的响应, 其考虑了草产量的时空异质性. 但是该指标的数据获取仍局限于地面站点尺度[50], 目前实现大面积监测*UR*的研究较少. 其关键难点是获取放牧草地在未放牧情况下的遥感数据, 已有研究使用时间或空间移动窗口寻找时空最大值作为未放牧草地的遥感数据[33]; 另有研究基于时间序列模拟方法, 以放牧草地时间序列为基础模拟其未放牧的时间序列[51]. 这两种方法都很

难代表草地在气候等因素影响下的真实遥感信号，使用放牧实验中的对照组是更精确的方式．放牧实验的对照组与放牧实验组的自然禀赋条件几乎一致，对照组代表的是只受气候影响、不受放牧影响的草地．未放牧草地遥感信号的准确获取是精确监测*UR*的基础，准确的UR数据能够更真实衡量放牧对草地生态系统的影响.

3.2 不同草地类型下通用的草地利用率反演模型

本研究的研究目的是探究遥感反演*UR*的可能性以及开发一种能通用监测不同草地类型的*UR*模型．本研究基于皮尔逊相关性分析尝试找到一个或者一类能够在不同草地类型下有效监测*UR*的遥感指标，结果表明在不同的草地类型下有效的遥感指标不尽相同，对于草甸草原来说，表征植被的遥感指标效果最好；在典型草原和荒漠草原，表征生化特性和修正土壤影响的遥感指标都对监测*UR*显著有效．草原生态系统的植被冠层面积相对于森林等生态系统来说较小，裸土的比例在遥感影像中较大，并且在不同草地类型下，土壤类型、色泽、湿度等差异都会影响遥感信号[52]，因此修正土壤影响的*S*与*UR*的相关性较高．表征冠层的遥感特征，如常用的NDVI并不是在每个放牧平台都表现出良好的效果，裸土的NDVI在0~0.40之间[53]，与稀疏的草地地区的NDVI接近，在荒漠草原等地区NDVI可能失效．基于以上结果，实现同时监测不同草地类型的UR需要使用包括各类遥感指标的指标集合.

本研究使用经过SMR筛选的遥感指标集建立了SVM草地利用率模型，其精度达到R^2=0.90，并且*K*折交叉验证的精度也较高(R_k^2=0.70)，即遥感可以实现监测草地利用率，并且SMR和SVM方法的结合使用可以实现在不同草地类型下有效监测*UR*，这将为后期实现区域尺度*UR*监测提供参考.

3.3 遥感数据直接反演草地利用率与遥感数据反演草地生物量计算草地利用率的比较

*UR*是通过草地的生物量进行计算的，已有较为成熟的卫星遥感监测草地生物量的算法，因此本研究对比了直接反演*UR*和用遥感数据反演草地生物量后计算*UR*两种方法的效果．首先使用多元回归的方式反演生物量(R^2=0.70)，再利用生物量计算了*UR*(R^2=0.05)(图S1)，其准确度远低于直接反演*UR*(R^2=0.90)．分析其原因一是误差传递，遥感反演草地生物量的研究已较为成熟，其精度很少达到R^2=0.90以上[54,55]，基于不够准确的生物量结果反演*UR*，误差会更大．二是遥感反演生物量的误差在不同草地的误差不同，比如在草地生物量较高的对照组使用表征冠层的遥感指标可能存在饱和现象，在同一平台的草地覆盖度较低的过度放牧实验组使用表征冠层的遥感指标可能被裸土的信号干扰．两个不同的误差来源在计算*UR*时不能相互抵消，进而加剧了用遥感监测生物量的结果计算*UR*的误差.

3.4 不确定性分析

放牧平台站点尺度数据与遥感数据之间的地理配准可能是不确定性的来源．融合后的LC/S2数据的空间分辨率为10 m，虽然不存在站点尺度与遥感数据间的尺度效应，但是地理配准的准确性可能导致两者间的偏差．因此，在本研究中进行放牧平台边界矢量化时，剔除了边界，保留了每个放牧小区的匀质核心区域.

另外，卫星遥感数据与地面数据的时间不匹配，可能带来模型的不确定性．LC/S2的部分数据由于云污染和数据缺失等，部分影像日期与地面放牧实验*UR*样本采样日期不一致，且部分地面数据的采样日期不清，只能具体到月份或生长季(表S3)．在这种情况下，本研究选择了采样月份的平均值，这可能导致无法精确捕捉到采样日期*UR*的真实信号．但是使用与采样日期精准匹配的卫星遥感信号和月平均的卫星遥感信号反演的*UR*相关性高(R=0.98)，且两者无显著差异(P<0.01)(图S2)，因此卫星遥感数据与地面数据时间不匹配对本研究的精度影响不大．本研究所采用的对遥感信号做当月平均的处理方式是有效解决地面采样日期不清、遥感数据量少的有效手段.

对于我们提出的*UR*算法来说，*UR*的计算存在一定的不确定性．放牧草地与邻近未放牧草地计算的*UR*并不完全等于实际*UR*，其原因有两点，一是适度放牧下草地的补偿生长效应；二是在相同的气候条件下，多年未放牧草地与放牧多年后围封草地的生长情况不同，而后者计算的*UR*更符合实际*UR*的定义．较为合适的处理方式是在放牧草地实验区内设置围栏区，代表长期放牧草地的未放牧情况．*UR*数据的不确定性可能会影响后续*UR*监测算法在区域尺度上的应用.

3.5 未来发展与挑战

本研究提出的*UR*反演方法是未来区域尺度遥感监测*UR*的初步探究，提出了将SMR筛选遥感指标和SVM模型相结合的方法监测不同草地类型下的*UR*，该方法有较强的时空稳定性，是可在其他草地类型或区域开展建模的通用方法框架．我国在草地热点区域进行了很多放牧实验研究，如青藏高原(青海省海南藏族自治州共和县石乃亥镇放牧实验[56])，河西走廊(甘肃省肃南裕固族自治县鹿场放牧实验[57])，祁连山(青海省海北州高寒草甸生态系统国家野外科学观测研究站[58])、新疆(巴里坤哈萨克自治县放牧实验[59]). 利用这些放牧实验生物量数据，基于本研究提出的SMR筛选遥感指标集与SVM建模结合的方法论，可实现区域尺度的草地利用率监测, 实现放牧管理的高分辨率快速响应.

4 结论

本研究基于三种草地类型下的六个放牧平台计算草地利用率，并使用遥感特征变化率表征草地利用率. 不同放牧平台显著相关的遥感特征变化率不同，没有发现一个通用的遥感特征或一类遥感特征能够同时监测不同草地类型下的草地利用率．基于逐步回归方法筛选遥感特征集，并比对参数模型(线性混合效应模型和广义加性模型)和非参数模型(极致梯度提升和支持向量机)监测草地利用率的效果，结果表明支持向量机模型可实现不同草地类型的草地利用率监测(R^2=0.90)，且模型的时空稳定性较好(R_k^2=0.70)．本研究证实了遥感监测草地利用率的有效性，提出了一套可用于不同草地类型监测草地利用率的方法，并为大面积遥感草地利用率监测提供了理论基础.

参考文献

1 Wilson J B, Peet R K, Dengler J, et al. Plant species richness: The world records. J Vegetation Sci, 2012, 23: 796–802
2 Hou L, Xia F, Chen Q, et al. Grassland ecological compensation policy in China improves grassland quality and increases herders' income. Nat Commun, 2021, 12: 4683
3 Li Y, Gong B, Li W. A review of China's rangeland management policies. IIED country report, 2014. 28
4 Kurtz D B, Schellberg J, Braun M. Ground and satellite based assessment of rangeland management in sub-tropical Argentina. Appl Geography, 2010, 30: 210–220
5 Ren H, Shen W J, Lu H F, et al. Degraded ecosystems in China: Status, causes, and restoration efforts. Landscape Ecol Eng, 2007, 3: 1–13
6 Jansen V S, Kolden C A, Schmalz H J, et al. Using satellite-based vegetation data for short-term grazing monitoring to inform adaptive management. Rangeland Ecol Manage, 2021, 76: 30–42
7 Lei G, Li A, Zhang Z, et al. The quantitative estimation of grazing intensity on the zoige plateau based on the space-air-ground integrated monitoring technology. Remote Sens, 2020, 12: 1399
8 Meng N, Wang L, Qi W, et al. A high-resolution gridded grazing dataset of grassland ecosystem on the Qinghai–Xizang Plateau in 1982–2015. Sci Data, 2023, 10: 68
9 Lin L, Dickhoefer U, Müller K, et al. Growth of sheep as affected by grazing system and grazing intensity in the steppe of Inner Mongolia, China. Livestock Sci, 2012, 144: 140–147
10 National Forestry and Grassland Administration. Evaluating Criterion for Balance of Forage Supply and Livestock Requirement (in Chinese). Forestry and Grass Industry Standard the People's Republic of China, 2021, CCS B 40 LY [国家林业和草原局. 草畜平衡评价技术规范. 中华人民共和国林草行业标准, 2021, CCS B 40 LY]
11 Song W J, Su J S, Zhang M D, et al. Plant compensatory growth and optimal grazing intensity of grasslands in northern China: A meta-analysis of grazing experiments (in Chinese). Chin Sci Bull, 2023, 68: 1330–1342 [宋伟江, 苏纪帅, 张梦迪, 等. 中国北方草地植物补偿性生长与合理放牧强度: 基于放牧实验的整合分析. 科学通报, 2023, 68: 1330–1342]
12 Zhou W, Li H, Xie L, et al. Remote sensing inversion of grassland aboveground biomass based on high accuracy surface modeling. Ecol Indic, 2021, 121: 107215
13 Ren H, Zhou G. Estimating aboveground green biomass in desert steppe using band depth indices. Biosyst Eng, 2014, 127: 67–78
14 Xu D, Wang C, Chen J, et al. The superiority of the normalized difference phenology index (NDPI) for estimating grassland aboveground fresh biomass. Remote Sens Environ, 2021, 264: 112578
15 Numata I, Roberts D A, Chadwick O A, et al. Characterization of pasture biophysical properties and the impact of grazing intensity using remotely sensed data. Remote Sens Environ, 2007, 109: 314–327
16 Zhang Y, Hou L L, Yan R R, et al. Effects of grazing intensity on plant community characteristics and nutrient quality of herbage in a meadow steppe (in Chinese). Sci Agric Sin, 2020, 53: 2550–2561 [张宇, 侯路路, 闫瑞瑞, 等. 放牧强度对草甸草原植物群落特征及营养品质的影响. 中

国农业科学, 2020, 53: 2550–2561]
17 Chen S S, Wang M, Zhang C, et al. Effects of different grazing intensities on soil active organic carbon in *Leymus chinensis* meadow steppe in Hulunbuir (in Chinese). China Soils Fert, 2023, (1): 16–24 [陈思思, 王淼, 张楚, 等. 不同放牧强度对呼伦贝尔羊草草甸草原土壤活性有机碳的影响. 中国土壤与肥料, 2023, (1): 16–24]
18 Yan R R, Zhang Y, Xin X P, et al. Effects of mowing disturbance on grassland plant functional groups and diversity in leymus chinensis meadow steppe (in Chinese). Sci Agric Sin, 2020, 53: 2573–2583 [闫瑞瑞, 张宇, 辛晓平, 等. 刈割干扰对羊草草甸草原植物功能群及多样性的影响. 中国农业科学, 2020, 53: 2573–2583]
19 Guo M Q, Guo T T, Xu M L, et al. Mechanism of reseeding alfalfa improving productivity andplant community structure of degraded grassland (in Chinese). Acta Agrest Sin, 2024, 32: 46–53 [郭美琪, 郭童天, 徐民乐, 等. 补播苜蓿对退化草地植物群落结构和生产力的影响途径. 草地学报, 2024, 32: 46–53]
20 Wu C Y, Mao N, Guo C, et al. Effects of seasonal-resting on methane fluxes in the grazing system in meadow steppe (in Chinese). Acta Agrest Sin, 2023, 31: 3251–3257 [吴崇源, 毛楠, 郭川, 等. 季节性休牧对草甸草原放牧系统甲烷通量的影响. 草地学报, 2023, 31: 3251–3257]
21 Zhang H, Cai J H, Luo J C, et al. Effects of rest grazing on pasture growth rate, standing crop and herbage quality of meadow steppe improved with Bromus inermis (in Chinese). Grassl Turf, 2020, 40: 1–10 [张浩, 蔡金宏, 罗建川, 等. 休牧对无芒雀麦改良草甸草原牧草生长速率及现存量和营养品质的影响. 草原与草坪, 2020, 40: 1–10]
22 Zheng S, Chi Y, Yang X, et al. Direct and indirect effects of nitrogen enrichment and grazing on grassland productivity through intraspecific trait variability. J Appl Ecol, 2022, 59: 598–610
23 Zhang P J, Huang J H, Mu L, et al. Influence of nitrogen and water addition on the primary productivity of *Stipa breviflora* in a desert steppe under different grazing intensities (in Chinese). Acta Ecol Sin, 2022, 42: 5458–5470 [张璞进, 黄建辉, 木兰, 等. 氮水添加对放牧背景下荒漠草原生产力的影响. 生态学报, 2022, 42: 5458–5470]
24 Zhang B H, Lv S J, Qu Z Q, et al. Effects of stocking rates on land surface characteristics and wind-blown sand fluxes during growing season in desert steppe (in Chinese). Chin J Grassl, 2023, 45: 33–41 [张博涵, 吕世杰, 屈志强, 等. 不同载畜率下荒漠草原生长季地表特征及对风沙通量的影响. 中国草地学报, 2023, 45: 33–41]
25 Li B P, Chen X C, Dong Z, et al. Simulation of influence of soil moisture content on near-surface wind erosion in desert steppe of Inner Mongolia (in Chinese). J Arid Land Res Environ, 2022, 36: 126–132 [李斌鹏, 陈新闯, 董智, 等. 不同土壤水分条件对内蒙古荒漠草原地表风蚀影响的风洞模拟研究. 干旱区资源与环境. 2022, 36: 126–132]
26 Yan Y Y. Structure and nutrient characteristics of aeolian sand flow in desert steppe under different grazing intensities in Sunite Right Banner (in Chinese). Master Thesis. Taian: Shandong Agricultural University, 2022 [闫影影. 不同放牧强度苏尼特右旗荒漠草原风沙流结构与养分特征. 硕士学位论文. 泰安: 山东农业大学, 2022]
27 Zhang H K, Roy D P, Yan L, et al. Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences. Remote Sens Environ, 2018, 215: 482–494
28 Zhang X, Xiao X, Qiu S, et al. Quantifying latitudinal variation in land surface phenology of Spartina alterniflora saltmarshes across coastal wetlands in China by Landsat 7/8 and Sentinel-2 images. Remote Sens Environ, 2022, 269: 112810
29 Cordeiro M C R, Martinez J M, Peña-Luque S. Automatic water detection from multidimensional hierarchical clustering for Sentinel-2 images and a comparison with Level 2A processors. Remote Sens Environ, 2021, 253: 112209
30 Chang C, Wang J, Zhao Y, et al. A 10-m annual grazing intensity dataset in 2015–2021 for the largest temperate meadow steppe in China. Sci Data, 2024, 11: 181
31 Wang J, Xiao X, Liu L, et al. Mapping sugarcane plantation dynamics in Guangxi, China, by time series Sentinel-1, Sentinel-2 and Landsat images. Remote Sens Environ, 2020, 247: 111951
32 Roy D P, Kovalskyy V, Zhang H K, et al. Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. Remote Sens Environ, 2016, 185: 57–70
33 Griffiths P, Nendel C, Pickert J, et al. Towards national-scale characterization of grassland use intensity from integrated Sentinel-2 and Landsat time series. Remote Sens Environ, 2020, 238: 111124
34 Zeng Y, Hao D, Huete A, et al. Optical vegetation indices for monitoring terrestrial ecosystems globally. Nat Rev Earth Environ, 2022, 3: 477–493
35 Schönbach P, Wan H, Gierus M, et al. Grassland responses to grazing: Effects of grazing intensity and management system in an Inner Mongolian steppe ecosystem. Plant Soil, 2011, 340: 103–115
36 Lin Y, Hong M, Han G, et al. Grazing intensity affected spatial patterns of vegetation and soil fertility in a desert steppe. Agr Ecosyst Environ, 2010, 138: 282–292
37 Li W, Hooper D U, Wu L, et al. Grazing regime alters plant community structure via patch-scale diversity in semiarid grasslands. Ecosphere, 2021, 12: e03547
38 Tang B, Man J, Xiang G, et al. Heavy grazing disrupts positive effects of arbuscular mycorrhizae symbiosis on community productivity and

stability under low and high phosphorus conditions. Plant Soil, 2020, 457: 375–387
39 Jin Z L, Fan W T, Zhang P J, et al. Influence of nitrogen addition on the productivity of desert steppe under different grazing intensities (in Chinese). Northern China J Agric Sci, 2022, 50: 63–71 [金正亮, 樊文韬, 张璞进, 等. 氮素添加对不同放牧强度下荒漠草原生产力的影响. 北方农业学报, 2022, 50: 63–71]
40 Wang Z W, Wang Y Y, Bao Y, et al. Response of plant characteristics and stability to simulated precipitation in different grazing intensities of desert steppe (in Chinese). Acta Sci Nat Univ Nei Monggol, 2020, 51: 297–306 [王忠武, 王悦骅, 宝音, 等. 植物群落特征和稳定性对荒漠草原不同放牧强度模拟降水的响应. 内蒙古大学学报(自然科学版), 2020, 51: 297–306]
41 Zhao M M, Dong Z, Li H L, et al. Study of K values soil erodibility under different grazing intensities in Sonid Right Banner (in Chinese). J Arid Land Res Environ, 2022, 36: 135–142 [赵美曼, 董智, 李红丽, 等. 苏尼特右旗荒漠草原不同放牧强度土壤可蚀性K值研究. 干旱区资源与环境, 2022, 36: 135–142]
42 Liu Y, Heuvelink G B M, Bai Z, et al. Analysis of spatio-temporal variation of crop yield in China using stepwise multiple linear regression. Field Crops Res, 2021, 264: 108098
43 Chen T, Guestrin C. XGBoost: A scalable tree boosting system. In: Krishnapuram B, Shah P, eds. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. KDD '16. San Francisco California: Association for Computing Machinery, 2016. 785–794
44 Li Y, Li C, Li M, et al. Influence of variable selection and forest type on forest aboveground biomass estimation using machine learning algorithms. Forests, 2019, 10: 1073
45 Huang T, Ou G, Xu H, et al. Comparing algorithms for estimation of aboveground biomass in *Pinus yunnanensis*. Forests, 2023, 14: 1742
46 Wang H, Hu D. Comparison of SVM and LS-SVM for regression. In: Zhao M, Shi Z, eds. 2005 International Conference on Neural Networks and Brain. Beijing: IEEE, 2005. 279–283
47 Ge J, Meng B, Liang T, et al. Modeling alpine grassland cover based on MODIS data and support vector machine regression in the headwater region of the Huanghe River, China. Remote Sens Environ, 2018, 218: 162–173
48 Nakagawa S, Johnson P, Schielzeth H. The coefficient of determination R^2 and intra-class correlation coefficient from generalized linear mixed-effects models revisited and expanded. J R Soc Interface, 2017, 14: 20170213
49 Liu Y, Bi J W, Fan Z P. Multi-class sentiment classification: The experimental comparisons of feature selection and machine learning algorithms. Expert Syst Appl, 2017, 80: 323–339
50 Xuan W T, Zhao Y J, Li Y Z, et al. Vegetation composition and interspecific associations of alpine meadow under different utilization rates on the northeast Qinghai-Tibet Plateau (in Chinese). Pratacult Sci, 2022, 39: 625–633 [宣文婷, 赵一军, 李艺妆, 等. 青藏高原东北缘不同利用率高寒草甸植被构成及种间关联. 草业科学, 2022, 39: 625–633]
51 Schwieder M, Wesemeyer M, Frantz D, et al. Mapping grassland mowing events across Germany based on combined Sentinel-2 and Landsat 8 time series. Remote Sens Environ, 2022, 269: 112795
52 Mundava C, Schut A G T, Helmholz P, et al. A novel protocol for assessment of aboveground biomass in rangeland environments. Rangel J, 2015, 37: 157–167
53 Montandon L, Small E. The impact of soil reflectance on the quantification of the green vegetation fraction from NDVI. Remote Sens Environ, 2008, 112: 1835–1845
54 Yang S, Feng Q, Liang T, et al. Modeling grassland above-ground biomass based on artificial neural network and remote sensing in the Three-River Headwaters Region. Remote Sens Environ, 2018, 204: 448–455
55 Jansen B V S, Kolden C A, Greaves H E, et al. Lidar provides novel insights into the effect of pixel size and grazing intensity on measures of spatial heterogeneity in a native bunchgrass ecosystem. Remote Sens Environ, 2019, 235: 111432
56 Wang J L, Wang X J, Liu W H, et al. Effects of different grazing regime on the keystone species of plant community in alpine meadow (in Chinese). Acta Ecol Sin, 2024, 44: 1–11 [王金兰, 王小军, 刘文辉, 等. 不同放牧方式对高寒草甸植物群落关键种的影响. 生态学报, 2024, 44: 1–11]
57 Zhang X Y, Chang S H, Jia Q M, et al. Response of interspecific competition between *Stipa purpurea* and *Achnatherum inebrians* to different grazing intensities in an alpine steppe (in Chinese). Pratacult Sci, 2022, 39: 1225–1234 [张小云, 常生华, 贾倩民, 等. 高寒草原紫花针茅和醉马草种间竞争对不同放牧强度的响应. 草业科学, 2022, 39: 1225–1234]
58 He Q, Wang J B, Li H T, et al. Characteristics of the grass felt layer and soil moisture in alpine meadows at the southern foot of the Qilian Mountains under different grazing intensities (in Chinese). Pratacult Sci, 2023, 40: 2740–2750 [何琦, 王军邦, 李慧婷, 等. 不同放牧强度下祁连山南麓高寒草甸草毡层及其土壤水分特征. 草业科学, 2023, 40: 2740–2750]
59 Li X F, Hui T T, Li Y M, et al. Effects of different grazing management strategies on plant diversity in the mountain grassland of Xinjiang, China (in Chinese). Arid Zone Res, 2024, 41: 124–134 [李小锋, 惠婷婷, 李耀明, 等. 不同放牧管理方式对新疆山地草原植物群落特征的影响. 干旱区研究, 2024, 41: 124–134]

补充材料

图S1 基于遥感数据反演草地生物量进而计算草地利用率的方法模拟的草地利用率结果
图S2 使用月平均的遥感数据反演的草地利用率与使用精确日期的遥感数据反演的草地利用率的相关性
表S1 呼伦贝尔草地农业生态系统试验站轮牧平台各处理在不同季节以及整个放牧季的放牧率
表S2 植被指数计算公式
表S3 各放牧平台地面样本的采集时间和样本数量
表S4 逐步回归结果

本文以上补充材料见网络版csb.scichina.com. 补充材料为作者提供的原始数据, 作者对其学术质量和内容负责.

Summary for “基于Landsat和Sentinel-2卫星的草地利用率遥感监测——以不同草地类型放牧平台为例”

Remote sensing monitoring of grassland utilization rate based on Landsat and Sentinel-2 satellites – Taking grazing platforms of different grassland types as examples

Chuchen Chang[1], Jie Wang[1*], Jilin Yang[1], Nan Liu[1], Yujin Zhao[2], Zhongwu Wang[3], Xiaoping Xin[4] & Yingjun Zhang[1]

[1] *College of Grassland Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100193, China*
[2] *Institute of Botany, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100093, China*
[3] *College of Grassland, Resources and Environment, Inner Mongolia Agricultural University, Hohhot 010018, China*
[4] *Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China*
* Corresponding author, E-mail: jiewang178@cau.edu.cn

Accurate assessments of the utilization rate of rangeland are crucial for research on carbon dynamics, biodiversity conservation, and effective grassland management. Traditionally, utilization intensity has been measured based on the number of grazing livestock, without accounting for variations in grassland productivity. The use of this conventional approach has limited applicability for large-scale monitoring purposes, especially in terms of capturing regional variability and intra-annual utilization changes. The utilization rate of the rangeland (*UR*) metric provides a more comprehensive view and reflects the direct impact of management practices on ecosystems. As an essential indicator of grazing intensity, *UR* facilitates a deeper understanding of how grazing affects ecosystem responses, supporting more effective monitoring and management of grassland. Remote sensing technology has emerged as a promising tool for generating up-to-date, large-scale *UR* inventories; however, the potential of remote sensing for accurate *UR* monitor remains underexplored, partly due to the difficulty of capturing clear signals from grassland under active grazing. This study systematically evaluated the ability of remote sensing data to monitor *UR*, leveraging aboveground biomass (*AGB*) measurements and time series data from harmonized Landsat 7/8/9 and Sentinel-2 imagery. Based on a long-term grazing experimental platform across diverse grassland types, we explored the correlation between remote sensing characteristics and *UR* dynamics to identify the optimal dataset for high-precision *UR* monitoring in different grassland environments. Our methodology involved two key steps: first, we analyzed the relationship between changes in remote sensing features and *UR* variations, selecting the optimal indicators for monitoring *UR* across different grassland types. Second, we evaluated the predictive performance of parametric models (linear mixed effect model and generalized additive model) and nonparametric models (eXtreme Gradient Boosting and support vector machine) for *UR* estimation. These models were chosen for their outstanding ability to deal with small-size sample scenes. Each model was assessed in terms of its accuracy, temporal stability, and spatial consistency. Among the studied models, the support vector machine algorithm achieved the highest predictive accuracy (R^2=0.90) and temporal–spatial robustness, as confirmed by *K*-fold cross-validation ($f_n(X_n)$=0.70). In all grassland types, this model exhibits good stability and performs well on small samples. The model is minimally affected by differences between sampling dates and satellite data acquisition dates. Overall, the results of this study indicate that (1) the remote sensing indicators significantly correlated with *UR* vary across grazing platforms, with no single indicator universally suitable for all grassland types, (2) the support vector machine model can achieve high accuracy for *UR* estimation, and (3) the proposed *UR* remote sensing model exhibits strong temporal and spatial stability. This research highlights the feasibility of utilizing remote sensing data for large-scale *UR* monitoring, providing a scientific foundation for enhancing grassland grazing management and supporting ecological restoration efforts, such as assessing the impact of grazing on production, climate, ecosystem service, soil, and the carbon cycle.

utilization rate of rangeland, satellite remote sensing, grassland type, remote sensing inversion model

doi: 10.1360/TB-2024-0355