

DOI: 10.5846/stxb201910152158

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.

Xia A Q, Wang Y F, Hao Y B, Hu R H, Wang F, Wu W C, Cui X Y. Research progress on estimation of vegetation carbon storage of grasslands on complex terrain by remote sensing technology. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(18): 6338-6350.

## 复杂地形草地植被碳储量遥感估算研究进展

夏安全<sup>1</sup>, 王艳芬<sup>1,2</sup>, 郝彦宾<sup>1,2</sup>, 胡容海<sup>3</sup>, 王芳<sup>1</sup>, 吴文超<sup>1</sup>, 崔骁勇<sup>1,2,\*</sup>

1 中国科学院大学生命科学学院, 北京 100049

2 中国科学院青藏高原地球科学卓越创新中心, 北京 100101

3 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049

**摘要:** 草地生态系统是我国最大的陆地生态系统, 其植被碳储量的准确评估对维护国家生态安全和指导畜牧发展有重要作用。植被生物量和草地面积是草地植被碳储量估算的关键, 随着遥感技术的发展, 两者估算精度和效率显著提高, 先后发展出多种草地生物量遥感估算模型和土地覆被产品, 并已在平坦地区取得较好的估算结果。然而, 复杂地形区迥异于平地的几何形态和水热分布所产生的不均一的生态系统结构和功能, 给草地生物量和草地面积的遥感估算带来诸多困难, 影响对草地植被碳储量的准确判定。在回顾国内外草地植被碳储量遥感估算方法与所需关键参数的基础上, 对遥感估算复杂地形草地植被碳储量过程中所面临“遥感影像地形效应的去除和尺度选择”、“植被指数与地形指标的选取”、“过程模型植被生长参数的率定”、“草地面积估算”以及“气象数据与复杂地形上微气候的匹配”等问题进行了总结并提出相应的解决思路, 以期对草地植被碳储量遥感估算模型的合理构建以及估算精度的提高提供参考。

**关键词:** 植被生物量; 植被指数; 草地分类; 地形效应; 特征尺度

## Research progress on estimation of vegetation carbon storage of grasslands on complex terrain by remote sensing technology

XIA Anquan<sup>1</sup>, WANG Yanfen<sup>1,2</sup>, HAO Yanbin<sup>1,2</sup>, HU Ronghai<sup>3</sup>, WANG Fang<sup>1</sup>, WU Wenchao<sup>1</sup>, CUI Xiaoyong<sup>1,2,\*</sup>

1 College of Life Sciences, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

2 Center for Excellence in Tibetan Plateau Earth Sciences, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

3 College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

**Abstract:** Grassland is the largest terrestrial ecosystem in China. The accurate assessment of grassland vegetation carbon stocks plays an important role in maintaining national ecological security and guiding the development of animal husbandry. Vegetation biomass and grassland area are the key parameters to the estimation of grassland carbon storage. With the development of remote sensing technology, the estimation accuracy and efficiency of grassland biomass and area have been significantly improved. Various remote sensing estimation models of grassland biomass and land cover products have been developed, with high accuracy of estimation results in flat areas. However, in complex terrain area, due to the high heterogeneity in ecosystem structure and functions caused by the geometry and consequently water and heat distribution, it is difficult to accurately make out vegetation types as well as the biomass and area of each type. Therefore, it is difficult to adopt remote sensing methods suitable for flat land directly to estimate grassland biomass and area in complex terrain, affecting the accuracy of grassland vegetation carbon storage determination. This paper reviews remote sensing methods and the key parameters in estimation of vegetation carbon storage of grasslands in complex terrain. It points out that LAI (Leaf

基金项目: 国家自然科学基金项目(31761143018)

收稿日期: 2019-10-15; 网络出版日期: 2020-07-11

\* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: cuixy@ucas.ac.cn

Area Index) inversion is moderately affected by topographic effect at slope above 30° and introduction of topographic parameters obviously promotes the accuracy of NPP (Net Primary Productivity) estimation as compared to that with NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) alone. In process models based on remote sensing, topography affected the determination of key parameters including optimal temperature of photosynthesis, soil water content, grazing intensity, vegetation type and phenology, and carbon allocation. Ignoring rolling topography underestimates grassland area especially with slope above 30°. With a thorough analyses of the fundamental issues, including "topographic effect removal and scale selection of remote sensing image", "selection of vegetation indexes and topographic parameters", "calibration of vegetation growth parameters in process model", "estimation of grassland area", "matching of meteorological data with microclimate in complex terrain", the paper proposes corresponding solutions. Among the diverse vegetation indexes, EVI (Enhanced Vegetation Index) is more sensitive to topographic effect, which is better used in smooth surface with high plant coverage. NDVI is recommended for terrains with slope less than 25° and moderate plant coverage. However, all the vegetation indexes should be corrected in terms of topographic effect in rough terrains. For topographic data, TWI (topographic wetness index) or indexes of terrain complexity is needed to characterize rough terrain. For climate data, it is recommended to combine fine DEM and re-analysis of climate data to fit micro-climate. The paper emphasizes the importance of characteristic length scale of remote sensing image and suggests it is much larger than the mean distance among the ridges in rough terrains. To dampen topographic effect, C correction is proposed to be a simple and effective method that is applicable to estimation of vegetation carbon storage in grasslands on complex terrains.

**Key Words:** vegetation biomass; vegetation index; grassland classification; topographic effect; characteristic scale

陆地生态系统碳循环是全球碳收支的重要组成部分,每年可从大气中固定约 3.2 Gt C (1 Gt = 10<sup>15</sup> g),主要储存在土壤(1500—2400 Gt C)、植被(450—650 Gt C)和冻土碳库(约 1700 Gt C)中<sup>[1]</sup>。草地作为重要的陆地生态系统类型,覆盖了全球 40%的陆地表面(不包括南极洲和格陵兰岛),分布在多个地质和气候区,其碳库占陆地生态系统碳储量的 34%<sup>[2]</sup>。在草地生态系统中,尽管土壤储存了大部分的碳,但其来源主要是草地植被通过凋落物、根系残体和分泌物等方式输入<sup>[3]</sup>。准确估算草地植被碳储量是评估草地植被对大气 CO<sub>2</sub> 的固定能力和对土壤碳库贡献的基础<sup>[4-5]</sup>。

复杂地形的定义是:在海拔低于 500 m 时高差大于 100 m 的区域;海拔介于 500—2500 m 时高差大于 300 m 或坡度大于 5°的区域;海拔高于 2500 m 时高差大于 500 m 或坡度大于 10°的区域<sup>[6]</sup>。其定义尺度多介于局地(local)和区域(regional)尺之间<sup>[7]</sup>。复杂地形的基本特征是垂直高差较大,因而地形起伏,坡向杂乱。这一基本特征影响复杂地形上的水热特征,如温度和太阳辐射随海拔变化<sup>[8]</sup>,太阳辐射和土壤温湿度受坡向影响<sup>[9-10]</sup>,地表径流、入渗和土壤侵蚀等因坡度分异<sup>[11]</sup>。不同的水热特征营造出不同的微气候,进而形成了复杂地形特有的生态系统结构和功能<sup>[12]</sup>。

草地生物量和草地面积是草地植被碳储量估算的关键因子<sup>[13]</sup>,大尺度上两者的估算主要通过遥感方法来实现,如草地生物量的空间分布和动态变化多是借助遥感影像信息(反射率、植被指数、叶面积指数等)和地面实测生物量,通过经验建模<sup>[14]</sup>、物理反演<sup>[15]</sup>、结合植被生长过程模型模拟<sup>[16]</sup>等方法进行估算;草地面积多是由土地覆盖产品或植被分类图中草地的像元数目和分辨率相乘计算得到<sup>[17]</sup>。草地植被碳储量的遥感估算已经广泛应用于平坦地形并且估算精度理想,但鉴于复杂地形这一迥异于平地的几何形态特征和水热特征,遥感影像信息的准确性和估算方法的适用性在复杂地形面临诸多挑战:① 遥感数据产品和气象数据产品受到地形起伏影响,存在地形效应,不能真实反映地物或地表信息<sup>[18]</sup>;② 土地覆盖数据或植被分类图等遥感产品忽视了地形起伏对草地面积的影响,低估草地面积<sup>[17]</sup>;③ 现有分辨率的气象数据难以与复杂地形上的微气候精确匹配<sup>[19]</sup>;④ 复杂地形的几何特征和水热特征使得植被的生长策略和生长状况与平地有较大差异<sup>[9-10]</sup>,降低了遥感-过程模型的模拟精度<sup>[20]</sup>和经验统计模型的拟合精度<sup>[21]</sup>;⑤ 遥感影像地形效应的大小和

碳储量估算模型的稳定性更易受到遥感影像尺度选择的影响<sup>[22-23]</sup>等。基于此,本文主要从遥感估算方法入手,结合各方法中所需的遥感和生态参数,对:(1)草地植被碳储量遥感估算及其在复杂地形上的适用性;(2)复杂地形植被碳储量遥感估算的数据选择;(3)复杂地形下遥感影像地形效应的去除和尺度选择等3个方面进行整理,以期为准估算复杂地形区草地植被碳储量提供参考。

## 1 草地植被碳储量遥感估算及其在复杂地形上的适用性

草地植被碳储量遥感估算的核心是识别不同类型的草地,分别测算各类型草地生物量和面积<sup>[13]</sup>。这一目标的实现需要以准确的遥感影像信息和适用的估算方法为支撑,因此,本部分首先整理了我国草地植被碳储量估算的研究(表1),在此基础上分析草地生物量和草地面积的遥感估算方法及各方法所需遥感和生态参数在复杂地形的适用性。需要注意的是,相较某一时刻生物量,年最大生物量能更好地表征植被的固碳能力<sup>[36]</sup>,但由于地下生物量的遥感测定相对困难,因此多以当年群落地上生物量最大时的总生物量来表征植被碳储量,本文中草地生物量亦以此表征;在草地植被碳储量估算中常引入净初级生产力(Net Primary Productivity, NPP),在不考虑动物采食的情况下,草地 NPP、年最大生物量和草地植被碳储量的关系如图1所示。

表1 不同研究草地面积、年最大生物量及估算方法的比较

Table 1 Comparison of grassland area, annual maximum biomass and estimation methods in different studies

研究区 Study area	面积 Area/ ( $\times 10^4 \text{ km}^2$ )	年最大生物量 Annual maximum biomass/( $\text{g/m}^2$ )			方法 Methods	参考文献 References
		地上	地下	总和		
中国 China	430.7			526.3	野外实测	[24]
	220.1			2689.6**	全球碳密度中值估算	[25]
	299.0			2242.7**	全球碳密度中值估算	[26]
	299.0			99.66**	野外实测	[27]
	167.0			755.6	遥感-过程模型模拟	[28]
	331.4	98.1	602.4	700.5	遥感经验模型估算	[14]
	334.1	97.0	604.2	701.2	遥感经验模型估算	[29]
	331.0	264.4	1962.2	2226.7	野外实测	[4]
	337.0			623.2	过程模型模拟	[30]
	280.4			773.8	遥感经验模型估算	[31]
	394.9			1772.4	遥感-过程模型模拟	[32]
中国北方 Northern China	281.3	95.6	977.8	1073.4	遥感经验模型估算	[33]
	196.3	87.8	543.6	631.4	遥感经验模型估算	[34]
青藏高原 Tibetan plateau	221.4	131.4	610.3	741.7	遥感经验模型估算	[31]
	112.82	68.8	366.0	434.7	遥感经验模型估算	[35]
高寒草原 Alpine steppe	35.44	68.9	2724.4	2793.3	野外实测	[4]
	61.08	50.1	277.7	327.8	遥感经验模型估算	[35]
高寒草甸 Alpine meadow	58.83	228.9	4584.4	4813.3	野外实测	[4]
	51.74	90.8	470.2	561.0	遥感经验模型估算	[35]
	126.4	1797.4	1923.8	野外实测 (那曲)	课题实测	
热带草丛 Tropical tussock	11.42	584.4	575.6	1160.0	野外实测	[4]
温带草原 Temperate steppe	36.37	151.1	1624.4	1775.6	野外实测	[4]

中国北方:包括荒漠草原、典型草原、草甸草原、山地草原、高寒草原、高寒草甸;青藏高原:包括高寒草甸、高寒草原; \* \* 指依据面积加权,重新修订后计算的结果

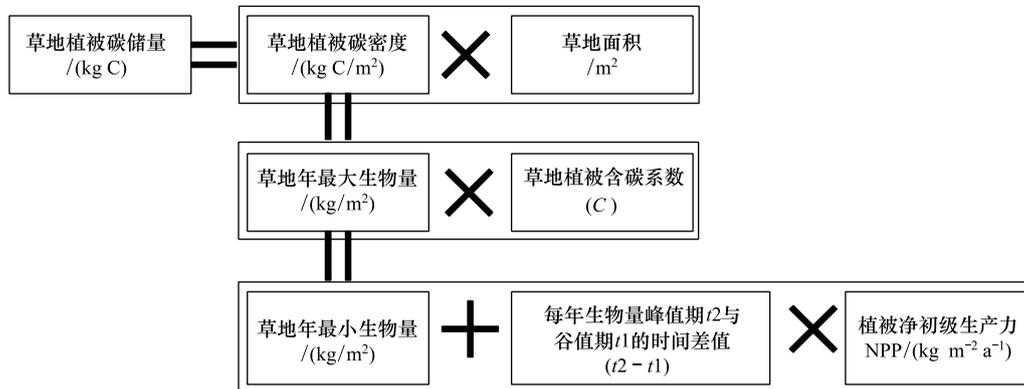


图 1 草地 NPP、年最大生物量与植被碳储量的关系

Fig.1 Relationship among grassland NPP, annual maximum biomass and vegetation carbon storage

## 1.1 草地生物量的遥感估算

### 1.1.1 遥感经验模型

遥感经验模型估算植被生物量的方法有两类,一是利用遥感影像的反射率或者植被指数与地面实测生物量拟合建立数学模型,通过易获取的遥感数据,来推算草地植被的生物量或 NPP<sup>[14, 35]</sup>;二是基于光能利用率模型,根据光合有效辐射和光能利用率来估算 NPP<sup>[37]</sup>。

两类方法在平坦地区的应用相对成熟,发展了解决其不足之处的替代方案。针对归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) 随着植被覆盖度升高而逐渐“饱和”的问题,可在高覆盖区采用增强型植被指数 (Enhanced Vegetation Index, EVI) 以避免生物量或 NPP 被低估<sup>[38]</sup>;针对每年地上生物量峰值期的推算问题,可将研究区 NPP 遥感产品 (如 MOD17) 中各像元之和最大时对应的日期作为生物量峰值期,在该日期前后所测的生物量则根据地上生物量动态,取合适的系数进行修正<sup>[4, 14]</sup>。

在复杂地形区,遥感影像质量和建模因子影响遥感经验模型的估算精度。遥感影像质量主要受云和地形效应的影响<sup>[18, 39-40]</sup>,考虑云的普遍性,本部分重点论述遥感影像的地形效应和建模因子的选择。

建立和应用遥感估算模型需要假设同种植被在长势相同时,其地表反射率也相同或接近,但是在复杂地形下这一假设不能成立,原因在于遥感影像存在严重的地形效应——植被阳坡反射率明显高于阴坡反射率<sup>[41]</sup>。若用复杂地形区的“病态”反射率数据建立模型,将其扩展到区域内的平坦地形时就会产生极大的误差;同理,以同区域平坦地形区建立的遥感经验估算模型也难以扩展到复杂地形区<sup>[42]</sup>。遥感植被指数是以地表反射率为基础计算得到的,因此在复杂地形下也存在相似的地形扭曲问题。不同波段的地形敏感性也不相同,其中近红外波段比红光波段更易受地形影响,原因在于红光有更强的天空漫反射,因而削弱了地形的影响<sup>[43]</sup>。叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 是描述植被冠层结构和功能的常用指标,是碳循环模拟的关键参数<sup>[6]</sup>。但由于上坡向和下坡向的路径长度不同,导致上坡向冠层间隙率小而下坡向冠层间隙率大,因而遥感反演的 LAI 也存在地形效应,其大小随坡度的增大而增大,在坡度小于 30° 时基本可忽略不计,而当坡度大于 30°,地形效应会是 LAI 间接测量的一个中等误差源<sup>[44-45]</sup>。

除反射率和植被指数等,地形遥感数据成为复杂地形上生物量经验建模中不可或缺的辅助数据<sup>[40]</sup>。地形信息 (如海拔、坡度、坡向) 可由数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM) 推算获得。不同于反射率和植被指数等被动光学遥感成像产品,DEM 由雷达干涉测量技术获得,很少受地形效应影响,是反射率和植被指数等遥感影像地形校正的基础数据<sup>[41]</sup>。同时,地形对研究区水热的再分配使得地形因子和生物量之间存在较好的相关关系。常学礼等<sup>[46]</sup>分析了 NPP 和地形因子的关系,发现地形极大地改变了 NPP,其中海拔引起 NPP 变化幅度最大,坡度次之,坡向最小。孙庆龄等<sup>[47]</sup>对武陵山区植被 NPP 和地形因子之间进行统计分析,发现随海拔的升高,NPP 呈现先增加后降低的趋势,植被 NPP 随坡度的变化与其随高程变化模式类似。机器

学习可以充分利用地形及多源信息估算植被生物量,修晓敏等<sup>[48]</sup>基于 Google Earth Engine 与机器学习的方法,估算了省级尺度草地生物量,估算结果精度明显高于单一 NDVI 估算的生物量。尽管地形因子与生物量相关性较好,但多数研究仅使用单一地形参数(如坡度、坡向、海拔等),并没有考虑地形生态指标或者地形综合指标。地形湿度指数(topographic wetness index, TWI)综合考虑了地形和土壤特性对土壤水分分布的影响,可以较好地指示不同地形位置处土壤水分的干湿状况<sup>[49]</sup>。在欧洲草地,Moesslund 等<sup>[50]</sup>研究发现 TWI 与植被多样性具有很好的相关关系,强调草地管理中不可忽视水文过程的影响。作为近年来的新兴地形综合指标,地形复杂度可全面、客观地量化地形整体变化趋势<sup>[51]</sup>,对遥感像元光谱变化的解释度高于单一地形因子<sup>[52]</sup>,但该指标在草地生态系统应用较少,仅有部分研究<sup>[53]</sup>应用该指标进行生态系统服务评价。

### 1.1.2 遥感物理模型

针对遥感影像的地形效应问题,将地形校正后的真实光谱信息与实测生物量建立模型,可以使遥感经验模型的精度有较大的提高<sup>[54]</sup>。但是这种植被碳储量的估算方法本质上还是属于经验性的方法,在空间、时间尺度上难以延伸和扩展<sup>[12, 42]</sup>。为此,如何将已有的反演植被碳储量的遥感物理模型应用到复杂地形上是当前备受关注的研究重点,已经提出了一些值得尝试的方向,如考虑局地地形对成像几何的影响,将平坦地表的物理模型应用到复杂地形<sup>[55]</sup>;调整山地物理模型驱动数据的范围,使之更符合山地的实际情况<sup>[56]</sup>等。但是总体上看,迄今并未发展出成熟的山地生态参数遥感物理模型。

### 1.1.3 遥感-过程模型

相较于遥感经验模型和遥感物理模型的瞬时性,遥感-过程模型的最大优势是能够连续估算植被的 NPP,有效反映 NPP 和植被碳储量的动态变化<sup>[57]</sup>。遥感-过程模型以 NDVI 或 LAI 等遥感数据和气象数据为主要遥感输入参数,通过模拟生态系统中与碳的收支直接相关的一系列过程,进而实现对植被 NPP 和碳储量的模拟<sup>[58]</sup>。具体包括:太阳辐射转化为土壤和植被冠层的感热和潜热,影响生态系统蒸散发和温度变化;结合光照在冠层内的辐射传输,气孔调节对 CO<sub>2</sub>吸收和对水分散失的控制,以及光合作用的羧化、电子传递和呼吸作用等关键过程。MODIS 的 NPP 年产品是对上述过程的简化,它通过遥感光能利用率模型来模拟大尺度上的总初级生产力,再基于 LAI 和比叶面积模拟根、茎、叶的维持呼吸和生长呼吸等生理过程,从而获得日 NPP 估算值,累积即可实现年尺度 NPP 的估算<sup>[59]</sup>。在此过程中,将日尺度的呼吸转化到年尺度以减小误差。

遥感-过程模型虽然机理明确,但由于复杂地形固有的环境特征,如高度异质性的微气候,多出现在山区,其高海拔、低温、强辐射和低 CO<sub>2</sub>分压等特殊环境条件,使得植被有着显著不同于平地植被的光合和呼吸特征,并且在复杂地形区的研究相对匮乏,一些关键生态参数和指标需要通过大量实验才能获取,否则只能借鉴文献统计的结果,薄弱的研究基础更加剧了上述困难<sup>[60]</sup>。复杂地形区,遥感-过程模型中易受地形影响的主要参数和指标如下:

(1) 光合最适温度。全球植被的光合最适温度与生长季气温相近,都低于叶片的光合最适温度<sup>[61]</sup>,青藏高原高寒草地植被光合最适温度最低,并且随着海拔升高而下降,如矮嵩草在海拔 3200 m 处生长的光合温度为 25℃左右,海拔 3985 m 处为 15℃左右<sup>[62]</sup>。但目前遥感-过程模型在模拟光合过程时通常设置单一最适温度,并未考虑复杂地形下的海拔和微气候差异导致的光合最适温度的不同,如 Chen 等<sup>[11]</sup>应用 BEPS 模型模拟山区植被 NPP 时,就假定所有海拔植物的最适温度均为 20℃,因而降低了 NPP 估算的准确度。

(2) 土壤水分的模拟。对于水分限制的草地植被,植物的气孔导度、光合作用和生长对土壤水分的变化很敏感<sup>[11]</sup>。当前过程模型中的土壤水移动大多只是考虑垂直向下的方向,而在复杂地形条件下,倾斜坡面成为主要的地形特征,土壤水的侧向流动不容忽视<sup>[11]</sup>。有研究发现,如果不考虑土壤水分的侧向流动,就会高估山区的 NPP;而耦合 TerrainLab 模型来模拟侧向水流,NPP 的估算精度明显提高<sup>[11]</sup>。此外,高寒地区多年冻土的融化也为土壤水分提供了一个重要来源,它不仅可以直接为植被生长提供水分,而且还会通过微生物聚集产热加剧土壤碳分解,提高地表大气 CO<sub>2</sub>浓度,间接影响植被的 NPP<sup>[63]</sup>。

(3) 复杂地形草地的放牧过程难以准确模拟。大量研究已经证明放牧强度是影响草地退化程度和速度

的主导因子之一,但现有的过程模型尚无法准确反映复杂地形草地放牧强度的时空差异及其对 NPP 估算的影响<sup>[16]</sup>。由于放牧强度的估计需要家畜数量的数据,但是目前尚不能获取草地家畜数量的实时数据,因而在放牧模拟中基本上都是根据行政区域的家畜统计数据,即使用区域(省、县、市)内所有牲畜的平均密度来代表研究区草地的放牧强度<sup>[64]</sup>,这显然与复杂地形草地的情况相去甚远。同时,草地种类不同、质量优劣、离放牧点的距离远近和地势地形等都会导致家畜分布出现时空差异,成为制约复杂地形下过程模型模拟放牧的关键。

(4) 复杂地形上植被类型和植被物候的空间差异加大,因而不同地理位置上可能有不同的群落类型<sup>[65]</sup>,即使是同种群落生长状况可能也不相同。有研究发现草地返青期主要受温度控制,而枯黄期则受温度和降水的双重调控,因此随着海拔的升高返青期推迟<sup>[66-67]</sup>、枯黄期提前<sup>[66]</sup>、生长期长度缩短<sup>[66-67]</sup>。坡向直接控制太阳辐射的入射量,进而影响地表温度和土壤湿度,因此越是向阳的坡向,植被物候的改变就越明显<sup>[66]</sup>。对包括萨王纳(savanna)在内的温带和热带山地植被的研究也观察到了植被物候随海拔变化的相同趋势,并证实地形改变水分和光照条件,是山地植被物候时空格局的主要驱动因子,决定了生长季的起始和结束时间以及生长季长度<sup>[68-69]</sup>。

(5) 光合碳(NPP)分配。在所有地形条件下,碳分配策略均是影响草地植被和土壤碳储量的重要指标。但是现有的遥感-过程模型中的光合产物分配模块大多根据植被类型设置不同的分配规则,如森林、草地、农田等类型<sup>[58, 70]</sup>,部分模型进一步将草地区分为 C3、C4,极少有模型对草地进行更明确的分类。实际上不同类型草地植物的碳分配策略不同,如植被的根冠比是寒温带草地略大于温带草地,但都远大于热带和亚热带草地<sup>[71]</sup>,我国高寒和温性草地植被根冠比与冠层高度负相关<sup>[72]</sup>;而且即使是同一种草地类型,碳的地上地下分配也可能有很大差别,如青藏高原高寒草甸中,以苔草为优势种的群落与以禾草为优势种的群落相比较,短期群落光合碳吸收能力相当,但是前者向根系转移的碳显著高于后者,根冠比是后者的 2 倍多<sup>[73]</sup>。凋落物是光合碳的另一个重要的分配去向,也是植被 NPP 向土壤有机碳储量转化的桥梁。不同草地植被 NPP 向凋落物分配的比例差异很大,如青藏高原高寒草甸略高于高寒草原(19.65%与 14.76%)<sup>[4]</sup>,都远高于温性草原和温性草甸(1.51%与 1.07%)<sup>[33]</sup>。

## 1.2 草地面积的遥感估算

草地面积是估算草地植被碳储量和土壤碳储量的关键指标。沈海花等<sup>[31]</sup>通过详细的文献综述估算了中国的草地总面积,结果是  $280 \times 10^4$ — $393 \times 10^4$  km<sup>2</sup>,但文中对草地面积的估算方法没有做详细的介绍。当前区域草地面积多是根据土地覆被产品估算的,将草地像元数目乘以像元分辨率计算得到。但是土地覆被产品仅依靠像元中的优势地物类别来确定像元地物类型,不能提供像元内各类地物的面积比重,因而不同分辨率遥感影像计算出来的草地面积会存在很大差异。

随着分类所用遥感影像分辨率和分类算法精度的提升,草地面积的估算也越来越准确。Gong 等<sup>[74]</sup>基于实测地物波谱样本与 Sentinel-2 影像,利用随机森林分类器得到了全球 10 m 土地覆盖度数据集。Zhang 等<sup>[75]</sup>利用 GlobCover2009 地表覆盖产品结合 MOD09A1 地表反射率产品,从中提取纯净地物类别的波谱并构建了地物波谱库用于分类,将分类影像升尺度到 300 m 后估算出中国草地面积为  $248 \times 10^4$  km<sup>2</sup>。以上两个研究案例均采用了时间序列定量遥感反演的的方法,充分考虑地物在不同时相遥感影像的光谱差异,采集地物在多个时期的光谱特征构建波谱库,将待分类影像与波谱库进行时相与位置信息匹配进行地物分类。对草地而言,时相可表征草地的物候期,待分类影像物候期与参考波谱物候期越接近,分类精度越高。遥感与生态规律相结合为估算草地面积提供了新思路。我国北方草地植被的分布主要受降水的限制,基于此,依据森林、草地到荒漠的降水量变化趋势,方精云等<sup>[76]</sup>分析得到了草地区的降水阈值,并通过降水和生长季 NDVI 的经验关系,将离散的降水信息反演到空间连续的植被冠层 NDVI 上,借助 NDVI 信息估算出中国北方草地的潜在分布区,其面积为  $229.64 \times 10^4$  km<sup>2</sup>。

上述方法多是将影像分类进而统计出草地像元或草地边界,忽略了像元中地形的起伏状态,从而使得计

算的草地面积小于真实草地面积。Chen 和 Arrouays<sup>[17]</sup> 对世界土壤数据库 (Harmonized World Soil Database, HWSD) 数据分析发现, 当像元中地形坡度小于 20° 时, 像元真实面积与像元面积的比值在 1.1 以内; 一旦坡度大于 30° 时, 真实面积就会显著大于像元面积, 导致碳储量严重低估。此外, 当前的分类算法多是基于已有的草地分类标准, 对草地类型的划分较粗, 如 MCD12Q1 数据对草地的最优分类为草地、热带稀树草原、木本热带稀树草原三类<sup>[77]</sup>, 而植被碳密度的测定多是对应于更下一级的草地类型, 如高寒草原、高寒草甸等。草地分类级别不匹配也会在一定程度上影响碳储量的估算。因此, 很有必要采用高精度草地分类图, 将像元内地形的起伏状况考虑进去, 重新估算复杂地形下各类草地的面积。

## 2 复杂地形植被碳储量遥感估算方法中关键参量的数据选择

### 2.1 植被数据

植被指数作为表征植被长势的关键参数, 对生物量和 NPP 的估算具有重要影响。现阶段学者主要依据反照率数据的精度和植被指数长时间序列的变化规律来判定植被指数产品的质量, 但是极少关注这些指数产品的地形效应, 对哪些产品适用于复杂地形草地还缺少比较研究。表 1 显示, NDVI 和 EVI 是反映生物量信息最常用的植被指数。不同植被指数利用的波段和计算方法不同, 对地形的敏感性也不一样, 其中 EVI 比 NDVI 更敏感。例如, Matsushita 等<sup>[78]</sup> 发现阴阳坡长势相同的同种植被其 EVI 差异较大, 但 NDVI 差异较小; Galvão 等<sup>[68]</sup> 发现经过地形校正后照光叶 NDVI 和 EVI 分别减少了 1% 和 13%, 而遮光叶的 NDVI 和 EVI 分别增加了 14% 和 89%。总体来说, 由于 EVI 的计算公式中含有常数项“L”, 该项无法表示成波段比的形式, 使得 EVI 存在较大的地形效应, 与 EVI 类似的还有土壤调节植被指数 (Soil Adjusted Vegetation Index, SAVI); 而波段比形式的植被指数, 如 NDVI 和水分调节植被指数 (Moisture Adjusted Vegetation Index, MAVI) 等抗地形干扰能力较强, 不易受到地形效应的影响<sup>[78-79]</sup>。综上, 复杂地形植被指数的选择应综合考虑各指数地形效应的大小及其对植被覆盖度和土壤的敏感性。建议在草地覆盖度高的平缓地形区, 选择 EVI; 在草地覆盖度中等同时坡度不超过 25° 的起伏地形区, 选择 NDVI<sup>[43, 79]</sup>; 当坡度较大时, 所有植被指数均需地形校正<sup>[43]</sup>。

LAI 常用于描述植被冠层结构及功能, 也是碳循环模拟的关键参数。然而, 现有的遥感反演 LAI 的算法大部分没有考虑地形效应及其影响<sup>[6, 53]</sup>。直接验证复杂地形区 LAI 产品的精度比较困难, 迄今仅有一项可供参考的研究, 其比较了由 5 种 LAI 产品分别计算的 GPP 与实测 GPP 的差异, 发现草地中 GLASS (Global Land Surface Satellite) 和 GEOV1 (Geoland2 version 1) 的 LAI 产品计算的 GPP 精度最高<sup>[6]</sup>。

### 2.2 地形数据

相较单一地形因子, TWI 和地形复杂度能更好地表示研究区土壤水分情况和整体起伏情况。TWI 的研究和使用已相对成熟。地形复杂度是评价地表起伏和褶皱程度的参数, 可以用地表粗糙度、地形起伏度、分形维数等对其进行描述和量化<sup>[51]</sup>。常见的地形复杂度表示方法主要有: 起伏面积与投影面积之比, 海拔标准差, 坡度标准差, 剖面曲率标准差, 矢量色散, 地形残差标准差等<sup>[52]</sup>。通过对比上述方法的计算结果, Grohmann 等<sup>[52]</sup> 发现坡度标准差能准确识别坡面平滑区域和间断区域, 不易受到噪声影响, 更好表征地形地貌的整体特征。

### 2.3 气象数据

气象数据一般包括气温 (日均温、最低温和最高温)、降水、湿度、风速、太阳辐射、气压等, 主要来自气象站点的观测值和站点间的插值<sup>[58]</sup>。复杂地形上太阳辐射的再分配使得地表水热分布与平坦地形不同, 因而在平坦地区常用的一般插值方法 (如克里金、反距离) 得到水、热、光等气候参数, 会大大降低模型模拟复杂地形下 NPP 和植被碳储量的准确性, 通常需要对气象数据进行地形校正<sup>[20-21, 80-81]</sup> 或应用 MTCLIM<sup>[19, 82-83]</sup> (Mountain Microclimate Simulation Model) 进行模拟。表 2 总结了获取应用于复杂地形的气象数据的 4 种方法, 指出了各方法的原理及其优缺点。

表 2 复杂地形气象数据获取的方法,原理及优缺点

Table 2 Methods, principles, advantages and disadvantages of meteorological data acquisition in complex terrain

方法 Methods	原理 Principle	优缺点 Advantages and disadvantages	参考文献 References
经验统计 Experience statistics	将地形因子与实测气象数据统计建模,利用易获取的地形因子反推未知区域气候状况	方法简单,可操作性强;统计模型的精度受研究尺度影响较大	[84-85]
GIS 与 DEM 结合推算 GIS and DEM combined calculation	GIS 技术结合 DEM,实现山区太阳辐射精确模拟;统计太阳辐射与其余气象数据关系并建模,利用模拟的太阳辐射推算其余气象因子	充分利用太阳辐射与其余气象数据的相关关系;周围地形反射辐射的计算多为经验算法	[85]
ANUSPLIN 气象数据插值 Meteorological data interpolation by ANUSPLIN	考虑地形起伏的数据插值方法,本质为薄盘光滑样条函数法	运算过程简单,结果精度较高	[86-87]
MTCLIM 模型模拟 Model simulation by MTCLIM	由一个点上观察得到的气候要素值经过海拔、坡度、方位的差异订正,递推出另一个点上的气候要素	大陆内部适用性较好;沿海地带或干旱地区适用性较差	[19, 82-83]

数据再分析也是获取气象数据的重要方法,它充分综合了模型模拟的连续性和实测数据的准确性<sup>[88]</sup>,在区域碳循环模拟上拥有不可比拟的优势。美国国家环境预报中心(NCEP)和大气研究中心(NCAR)的NCEP/NCAR、美国国家环境预报中心和美国能源部(DOE)的NCEP/DOE、美国国家航空航天局(NASA)的NASA/DAO、欧洲中期数值预报中心(ECMWF)的RA-15/40、日本气象厅(JMA)和电力中央研究所(CRIEPI)的JRA-25等是目前重要的气象再分析数据来源<sup>[89]</sup>。Zhao等<sup>[90]</sup>比较了MODIS NPP产品对上述3种再分析气象数据的敏感性,发现ECMWF数据得到的NPP精度最高,DAO次之,而NCEP由于对温度和水汽压差的低估使得精度最低,基于这三种气象数据模拟出的全球NPP总量相差超过20 Pg C yr<sup>-1</sup>。要将再分析数据应用于复杂地形,就需要考虑地形对温度和降水的影响,如张方敏等<sup>[91]</sup>尝试将NCEP与WorldClim(<http://www.worldclim.org>)数据相融合,以得到复杂地形区NPP估算模型所需的气象资料。本文认为对于小区域复杂地形,最高分辨率达30"的WorldClim全球气候格点数据集(<http://worldclim.org/version2>)具有很大的应用前景,而气象再分析数据(公里尺度分辨率)结合精细DEM降尺度以匹配研究区域的微地形,可以提高复杂地形上植被碳储量研究所需气象数据的质量。

### 3 复杂地形遥感影像的尺度选择与地形效应去除

#### 3.1 复杂地形遥感影像的尺度选择

尺度效应和尺度转换是定量遥感中的热点和难点问题,尺度效应主要源于地表的异质性<sup>[92]</sup>,即不同尺度的混合像元包含的地物信息不同,因而有着不同的反射率<sup>[93]</sup>,导致遥感影像与草地植被碳储量的关系模型和模型精度随尺度不同而存在差异<sup>[94-95]</sup>。复杂地形上尺度选择更易影响遥感影像信息和实测数据的准确性,进而影响两者构建关系模型的精度,而实测数据的尺度多以影像尺度为参考,因此遥感影像的尺度选择是复杂地形尺度选择的核心。研究发现,随着遥感影像分辨率的粗化(如从30 m到1000 m),地形因子与植被指数的相关性逐渐增强<sup>[22]</sup>,所构建的地形与生态系统碳储量关系模型的精度也有所提高。但不同遥感信息对草地生物量或碳储量存在不同的作用尺度,单一地形因子中坡度、坡向、曲率的作用尺度一般小于100 m,景观位置的作用尺度多大于100 m<sup>[7]</sup>;TWI在局部和区域尺度均能显著影响草地植被多样性<sup>[50]</sup>。遥感影像自身信息的准确性也受尺度影响。比较不同尺度上地形复杂度指标,向量色散会随着影像尺度增大而增加;地形残差标准差突出局部尺度的特征但不能检测区域尺度的起伏;高程标准差能准确识别坡折,探测区域尺度地形起伏<sup>[52]</sup>。

明确遥感影像的特征尺度,有利于构建更加稳定的草地碳储量估算模型。特征尺度为像元中地物符合线

性光谱混合模型,不存在交叉辐射或相互遮挡的最小分辨率<sup>[94]</sup>。当影像的分辨率优于特征尺度时,由于光线遮挡和交叉辐射的影响,表现为地物非线性光谱混合现象,不同像元中同一地物的辐射亮度会存在很大的差异,以此辐射亮度或反射率与实测 NPP 数据建模将会大大降低拟合精度。当分辨率低于特征尺度时,地物由非线性混合转为线性混合,像素间植被冠层垂直结构差异消失,像素间不再存在相互遮挡或者交叉辐射相互抵消,到达植被冠层入射能量与到达水平地表的能量一致,此时影像像元的光谱特征才能代表植被群体的光学特征<sup>[94]</sup>。特征尺度与局部方差函数变程的物理内涵一致,可用分辨率逐步粗化的遥感影像的局部方差来拟合曲线,当方差不再随影像分辨率的粗化而降低时,对应的分辨率即为遥感影像的特征尺度<sup>[96]</sup>。特征尺度与地物的形状、分布有关,如农作物特征尺度一般为农作物行距,森林的特征尺度与冠幅或株距基本一致<sup>[94]</sup>。

特征尺度虽然为解决像元间地物的交叉辐射提供了解决思路,但在复杂地形区域的应用仍有很大的局限性。不同于平地,地形的起伏结构使得复杂地形上还存在垂直结构上巨大的差异,加剧地物间交叉辐射影响<sup>[12]</sup>。结合上述特征尺度的特点,推测复杂地形区域的特征尺度可能远大于研究区山体间距离的均值,这有待于我们后续验证。

### 3.2 复杂地形的地形效应去除

影像地形效应的产生机理是因为使用了水平面的辐照度代替了阴、阳坡上的真实辐照度,而影像辐亮度是由阴、阳坡的真实辐照度作用于地表得到的,有差异的辐亮度除以无差异的辐照度,使得阴、阳坡地物反射率差异较大<sup>[41]</sup>。影像特征尺度的使用在一定程度上“平滑”地形起伏,消减地形效应<sup>[78, 94, 96]</sup>,但也损失了部分阴阳坡的植被信息。地形校正是在原影像尺度上对复杂地形遥感影像进行辐照度校正,恢复阴、阳坡上真实的辐照度,使得阴、阳坡同种地物反射率相同或相近,最大限度保存阴、阳坡的植被和地形信息<sup>[41]</sup>。分析地形校正方法的主要文献<sup>[18, 41, 97-99]</sup>与实验测定,发现 C 校正方法是目前相对简单,且校正结果较理想的一种方法,可能适用于草地复杂地形区。

C 校正由余弦校正发展而来,引入经验参数  $c$  来表征散射辐射。遥感影像不同波段有不同的  $c$  值,可根据各波段光谱数据和太阳入射角余弦值的线性关系计算得到。太阳入射角需由研究区地形的坡度、坡向和影像成像时太阳天顶角和方位角计算得出。综合太阳入射角,太阳高度角以及校正系数  $c$ ,即可实现研究区遥感影像的 C 校正<sup>[41, 97-99]</sup>。

## 4 结论

草地植被碳储量遥感估算的核心是对草地每年最大生物量和草地面积的遥感估算。草地生物量的遥感估算方法较多,但现有方法在复杂地形区都存在不同程度的局限性。遥感影像的地形效应、地形指标的选取等都制约了遥感经验模型的精准估算;遥感物理模型涉及理论较多,开发周期较长,目前尚无成熟的适用于复杂地形区的模型;遥感-过程耦合模型模拟复杂地形的生物量或 NPP 需要几类关键参数,包括植被碳分配、光合最适温度、土壤水分、牲畜数量分布、植被物候等,当前还缺乏系统的实验测定或可靠的参考数据。充分利用遥感影像的高空间和高时间分辨率的特点,通过机器学习等方法可以更加准确地进行土地利用分类,提取草地像元。但在复杂地形区,草地面积的计算还需考虑草地像元的起伏度,减少草地面积的低估。

植被碳储量遥感估算中多使用植被指数、地形、气候等遥感数据,但植被指数与气象数据在复杂山区都存在一定的地形效应,而地形数据多以单一地形因子为主,不能全面、客观地量化地形的整体变化趋势。为提高模型抗地形干扰的性能,需要发展和选择适用于复杂地形的植被指数和气象数据。比值型植被指数比非比值型植被指数受地形干扰小,地形效应小;GLASS 和 GEOVI 的 LAI 产品更适用于山区草地碳估算;而 TWI、地形复杂度等地形综合指标可更好地表征地形影响下的土壤水分分布和地形整体复杂程度。除对气象数据进行地形校正或 MTCLIM 模拟外,WorldClim 全球气候格点数据集等气象再分析数据在复杂地形区也有一定的应用前景。

复杂地形遥感影像几乎都受到地形效应的影响,对其进行地形校正可以消除或减弱地形效应。在草地区

域 C 地形校正方法相对简单,校正结果比较理想。遥感影像与实测数据的建模尺度影响模型的稳定性和精度,采用局部方差函数变程的方法,可确定遥感影像的特征尺度。

#### 参考文献 (References):

- [ 1 ] Le Quéré C, Andrew R M, Friedlingstein P, Sitch S, Hauck J, Pongratz J, Pickers P A, Korsbakken J I, Peters G P, Canadell J G, Arneeth A, Arora V K, Barbero L, Bastos A, Bopp L, Chevallier F, Chini L P, Ciais P, Doney S C, Gkritzalis T, Goll D S, Harris I, Haverd V, M Hoffman F, Hoppema M, Houghton R A, Hurtt G, Ilyina T, K Jain A, Johannessen T, Jones C D, Kato E, Keeling R F, Goldewijk K K, Landschützer P, Lefèvre N, Lienert S, Liu Z, Lombardozi D, Metz N, Munro D R, Nabel J E M S, Nakaoka S I, Neill C, Olsen A, Ono T, Patra P, Peregon A, Peters W, Peylin P, Pfeil B, Pierrot D, Poulter B, Rehder G, Resplandy L, Robertson E, Rocher M, Rödenbeck C, Schuster U, Schwinger J, Séférian R, Skjelvan I, Steinhoff T, Sutton A, Tans P P, Tian H Q, Tilbrook B, Tubiello F N, van der Laan-Luijkx I T, van der Werf G R, Viovy N, Walker A P, Wiltshire A J, Wright R, Zaehle S, Zheng B. Global carbon budget 2018. *Earth System Science Data*, 2018, 10(4): 2141-2194.
- [ 2 ] Eze S, Palmer S M, Chapman P J. Soil organic carbon stock in grasslands: effects of inorganic fertilizers, liming and grazing in different climate settings. *Journal of Environmental Management*, 2018, 223: 74-84.
- [ 3 ] Ma T, Zhu S S, Wang Z H, Chen D M, Dai G H, Feng B W, Su X Y, Hu H F, Li K H, Han W X, Liang C, Bai Y F, Feng X J. Divergent accumulation of microbial necromass and plant lignin components in grassland soils. *Nature Communications*, 2018, 9(1): 3480.
- [ 4 ] Fan J W, Zhong H P, Harris W, Yu G R, Wang S Q, Hu Z M, Yue Y Z. Carbon storage in the grasslands of China based on field measurements of above-and below-ground biomass. *Climatic Change*, 2008, 86(3/4): 375-396.
- [ 5 ] Davidson E A, Janssens I A. Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. *Nature*, 2006, 440(7081): 165-173.
- [ 6 ] Xie X Y, Li A N, Jin H A, Tan J B, Wang C B, Lei G B, Zhang Z J, Bian J H, Nan X. Assessment of five satellite-derived LAI datasets for GPP estimations through ecosystem models. *Science of the Total Environment*, 2019, 690: 1120-1130.
- [ 7 ] Wiesmeier M, Urbanski L, Hobbey E, Lang B, von Lütow M, Marin-Spiotta E, van Wesemael B, Rabot E, Ließ M, Garcia-Franco N, Wollschläger U, Vogel H J, Kögel-Knabner I. Soil organic carbon storage as a key function of soils—a review of drivers and indicators at various scales. *Geoderma*, 2019, 333: 149-162.
- [ 8 ] Zhu M, Feng Q, Qin Y Y, Cao J J, Li H Y, Zhao Y. Soil organic carbon as functions of slope aspects and soil depths in a semiarid alpine region of Northwest China. *CATENA*, 2017, 152: 94-102.
- [ 9 ] 方精云, 沈泽昊, 崔海亭. 试论山地的生态特征及山地生态学的研究内容. *生物多样性*, 2004, 12(1): 10-19.
- [ 10 ] 牛钰杰, 周建伟, 杨思维, 王贵珍, 刘丽, 花立民. 坡向和海拔对高寒草甸山体土壤水热和植物分布格局的定量分解. *应用生态学报*, 2017, 28(5): 1489-1497.
- [ 11 ] Chen X F, Chen J M, An S Q, Ju W M. Effects of topography on simulated net primary productivity at landscape scale. *Journal of Environmental Management*, 2007, 85(3): 585-596.
- [ 12 ] 李爱农, 边金虎, 张正健, 赵伟, 尹高飞. 山地遥感主要研究进展、发展机遇与挑战. *遥感学报*, 2016, 20(5): 1199-1215.
- [ 13 ] Fang J Y, Yang Y H, Ma W H, Mohammad A, Shen H H. Ecosystem carbon stocks and their changes in China's grasslands. *Science China Life Sciences*, 2010, 53(7): 757-765.
- [ 14 ] 朴世龙, 方精云, 贺金生, 肖玉. 中国草地植被生物量及其空间分布格局. *植物生态学报*, 2004, 28(4): 491-498.
- [ 15 ] Quan X W, He B B, Yebra M, Yin C M, Liao Z M, Zhang X T, Li X. A radiative transfer model-based method for the estimation of grassland aboveground biomass. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2017, 54: 159-168.
- [ 16 ] Tian H Q, Lu C Q, Yang J, Banger K, Huntzinger D N, Schwalm C R, Michalak A M, Cook R, Ciais P, Hayes D, Huang M Y, Ito A, Jain A K, Lei H M, Mao J F, Pan S F, Post W M, Peng S S, Poulter B, Ren W, Ricciuto D, Schaefer K, Shi X Y, Tao B, Wang W L, Wei Y X, Yang Q C, Zhang B W, Zeng N. Global patterns and controls of soil organic carbon dynamics as simulated by multiple terrestrial biosphere models: current status and future directions. *Global Biogeochemical Cycles*, 2015, 29(6): 775-792.
- [ 17 ] Chen S C, Arrouays D. Soil carbon stocks are underestimated in mountainous regions. *Geoderma*, 2018, 320: 146-148.
- [ 18 ] Balthazar V, Vanacker V, Lambin E F. Evaluation and parameterization of ATCOR3 topographic correction method for forest cover mapping in mountain areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 18: 436-450.
- [ 19 ] Bohn T J, Livneh B, Oyler J W, Running S W, Nijsen B, Lettenmaier D P. Global evaluation of MTCLIM and related algorithms for forcing of ecological and hydrological models. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 176: 38-49.
- [ 20 ] Sun Q L, Feng X F, Ge Y, Li B L. Topographical effects of climate data and their impacts on the estimation of net primary productivity in complex

- terrain; a case study in Wuling mountainous area, China. *Ecological Informatics*, 2015, 27: 44-54.
- [21] Huang W, Zhang L P, Furumi S, Muramatsu K, Daigo M, Li P X. Topographic effects on estimating net primary productivity of green coniferous forest in complex terrain using Landsat data: a case study of Yoshino Mountain, Japan. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(11): 2941-2957.
- [22] Deng Y X, Chen X F, Chuvieco E, Warner T, Wilson J P. Multi-scale linkages between topographic attributes and vegetation indices in a mountainous landscape. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 111(1): 122-134.
- [23] Hobley E, Wilson B, Wilkie A, Gray J, Koen T. Drivers of soil organic carbon storage and vertical distribution in eastern Australia. *Plant and Soil*, 2015, 390(1/2): 111-127.
- [24] 方精云, 刘国华, 徐嵩龄. 中国陆地生态系统的碳库//王庚辰, 温玉璞. 温室气体浓度和排放监测及相关过程. 北京: 中国环境科学出版社, 1996: 109-128.
- [25] Ni J. Carbon storage in terrestrial ecosystems of China: estimates at different spatial resolutions and their responses to climate change. *Climatic Change*, 2001, 49(3): 339-358.
- [26] Ni J. Carbon storage in grasslands of China. *Journal of Arid Environments*, 2002, 50(2): 205-218.
- [27] Ni J. Forage yield-based carbon storage in grasslands of China. *Climatic Change*, 2004, 67(2/3): 237-246.
- [28] Li K R, Wang S Q, Cao M K. Vegetation and soil carbon storage in China. *Science in China Series D Earth Sciences*, 2004, 47(1): 49-57.
- [29] Piao S L, Fang J Y, Zhou L M, Tan K, Tao S. Changes in biomass carbon stocks in China's grasslands between 1982 and 1999. *Global Biogeochemical Cycles*, 2007, 21(2): GB2002.
- [30] 张峰. 中国草原碳库储量及温室气体排放量估算[D]. 兰州: 兰州大学, 2010.
- [31] 沈海花, 朱言坤, 赵霞, 耿晓庆, 高树琴, 方精云. 中国草地资源的现状分析. *科学通报*, 2016, 61(2): 139-154.
- [32] 张利, 周广胜, 汲玉河, 白永飞. 中国草地碳储量时空动态模拟研究. *中国科学: 地球科学*, 2016, 46(10): 1392-1405.
- [33] Tang X L, Zhao X, Bai Y F, Tang Z Y, Wang W T, Zhao Y C, Wan H W, Xie Z Q, Shi X Z, Wu B F, Wang G X, Yan J H, Ma K P, Du S, Li S G, Han S J, Ma Y X, Hu H F, He N P, Yang Y H, Han W X, He H L, Yu G R, Fang J Y, Zhou G Y. Carbon pools in China's terrestrial ecosystems: New estimates based on an intensive field survey. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2018, 115(16): 4021-4026.
- [34] 马文红, 方精云, 杨元合, 安尼瓦尔·买买提. 中国北方草地生物量动态及其与气候因子的关系. *中国科学: 生命科学*, 2010, 40(7): 632-641.
- [35] 杨元合. 青藏高原高寒草地生态系统碳氮储量[D]. 北京: 北京大学, 2008.
- [36] 王金枝. 内蒙古典型草原地上净初级生产力估测及模型模拟的研究[D]. 北京: 中国科学院, 2007.
- [37] 朱文泉, 潘耀忠, 张锦水. 中国陆地植被净初级生产力遥感估算. *植物生态学报*, 2007, 31(3): 413-424.
- [38] Liu H Q, Huete A. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(2): 457-465.
- [39] Paudel K P, Andersen P. Monitoring snow cover variability in an agropastoral area in the Trans Himalayan region of Nepal using MODIS data with improved cloud removal methodology. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(5): 1234-1246.
- [40] Wen J G, Liu Q, Xiao Q, Liu Q H, You D Q, Hao D L, Wu S B, Lin X W. Characterizing land surface anisotropic reflectance over rugged terrain: a review of concepts and recent developments. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 370-400.
- [41] Sola I, González-Audóca M, Álvarez-Mozos J. Multi-criteria evaluation of topographic correction methods. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 184: 247-262.
- [42] 李爱农, 边金虎, 尹高飞, 靳华安, 赵伟, 张正健, 南希, 雷光斌. 山地典型生态参量遥感反演建模及其时空表征能力研究. *地球科学进展*, 2018, 33(2): 141-151.
- [43] 朱高龙, 柳艺博, 居为民, 陈镜明. 4种常用植被指数的地形效应评估. *遥感学报*, 2013, 17(1): 210-234.
- [44] 阎广建, 胡容海, 罗京辉, 穆西哈, 谢东辉, 张吴明. 叶面积指数间接测量方法. *遥感学报*, 2016, 20(5): 958-978.
- [45] Yan G J, Hu R H, Luo J H, Marie W, Jiang H L, Mu X H, Xie D H, Zhang W M. Review of indirect optical measurements of leaf area index: recent advances, challenges, and perspectives. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 265: 390-411.
- [46] 常学礼, 吕世海, 冯朝阳, 叶生星. 地形对草甸草原植被生产力分布格局的影响. *生态学报*, 2015, 35(10): 3339-3348.
- [47] 孙庆龄, 冯险峰, 肖潇. 武陵山区植被净第一性生产力的时空格局及其与地形因子的关系. *地球信息科学学报*, 2014, 16(6): 915-924.
- [48] 修晓敏, 周淑芳, 陈黔, 蒙继华, 董文全, 杨广斌, 李晓松. 基于 Google Earth Engine 与机器学习的省级尺度零散分布草地生物量估算. *测绘通报*, 2019, (3): 46-52, 75-75.
- [49] Sørensen R, Zinko U, Seibert J. On the calculation of the topographic wetness index: evaluation of different methods based on field observations. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2006, 10(1): 101-112.

- [50] Moeslund J E, Arge L, Bøcher P K, Dalgaard T, Ejrnæs R, Odgaard M V, Svenning J C. Topographically controlled soil moisture drives plant diversity patterns within grasslands. *Biodiversity and Conservation*, 2013, 22(10): 2151-2166.
- [51] 马锦娟. 地形复杂度量化研究[D]. 南京: 南京师范大学, 2012.
- [52] Grohmann C H, Smith M J, Riccomini C. Multiscale analysis of topographic surface roughness in the Midland Valley, Scotland. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(4): 1200-1213.
- [53] 李婷, 吕一河. 生态系统服务建模技术研究进展. *生态学报*, 2018, 38(15): 5287-5296.
- [54] 刘玉安, 黄波, 易成功, 程涛, 余健, 曲乐安. 基于地形校正的植被净初级生产力遥感模拟及分析. *农业工程学报*, 2013, 29(13): 130-141.
- [55] Gonsamo A, Chen J M. Improved LAI algorithm implementation to MODIS data by incorporating background, topography, and foliage clumping information. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2014, 52(2): 1076-1088.
- [56] Pasolli L, Asam S, Castelli M, Bruzzone L, Wohlfahrt G, Zebisch M, Notarnicola C. Retrieval of Leaf Area Index in mountain grasslands in the Alps from MODIS satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 165: 159-174.
- [57] Wang J Y, Li A N, Bian J H. Simulation of the grazing effects on grassland aboveground net primary production using DNDC model combined with time-series remote sensing data—a case study in Zoige Plateau, China. *Remote Sensing*, 2016, 8(3): 168.
- [58] 莫兴国, 章光新, 林忠辉, 陈东, 胡实. 气候变化对北方农业区水文水资源的影响. 北京: 科学出版社, 2016.
- [59] Heinsch F A, Reeves M, Votava P, Kang S, Milesi C, Zhao M S, Glassy J, Jolly W M, Loehman R, Bowker C F, Kimball J S, Nemani R R, Running S W. GPP and NPP (MOD17A2/A3) Products User's Guide (Version 2.0). (2003-12-02). [https://www.researchgate.net/publication/252523420\\_User's\\_Guide\\_GPP\\_and\\_NPP\\_MOD17A2A3\\_Products](https://www.researchgate.net/publication/252523420_User's_Guide_GPP_and_NPP_MOD17A2A3_Products).
- [60] 田玉强, 高琼, 张智才, 张勇, 朱锴. 青藏高原高寒草地植物光合与土壤呼吸研究进展. *生态环境学报*, 2009, 18(2): 711-721.
- [61] Huang M T, Piao S L, Ciais P, Peñuelas J, Wang X H, Keenan T F, Peng S S, Berry J A, Wang K, Mao J F, Alkama R, Cescatti A, Cuntz M, De Deurwaerder H, Gao M D, He Y, Liu Y W, Luo Y Q, Myneni R B, Niu S L, Shi X Y, Yuan W P, Verbeeck H, Wang T, Wu J, Janssens I A. Air temperature optima of vegetation productivity across global biomes. *Nature Ecology & Evolution*, 2019, 3(5): 772-779.
- [62] 卢存福, 贲桂英, 韩发, 师生波. 矮嵩草光合作用与环境因素关系的比较研究. *植物生态学报*, 1995, 19(1): 72-78.
- [63] 孙庆龄, 李宝林, 李飞, 张志军, 丁玲玲, 张涛, 许丽丽. 三江源植被净初级生产力估算研究进展. *地理学报*, 2016, 71(9): 1596-1612.
- [64] Ran Q W, Hao Y B, Xia A Q, Liu W J, Hu R H, Cui X Y, Xue K, Song X N, Xu C, Ding B Y, Wang Y F. Quantitative assessment of the impact of physical and anthropogenic factors on vegetation spatial-temporal variation in northern Tibet. *Remote Sensing*, 2019, 11(10): 1183.
- [65] Pinder III J E, Kroh G C, White J D, Basham May A M. The relationships between vegetation type and topography in Lassen Volcanic National Park. *Plant Ecology*, 1997, 131(1): 17-29.
- [66] Hwang T, Song C H, Vose J M, Band L E. Topography-mediated controls on local vegetation phenology estimated from MODIS vegetation index. *Landscape Ecology*, 2011, 26(4): 541-556.
- [67] 邓少福. 祁连山气候变化对植被的影响研究(2000-2011)[D]. 兰州: 兰州大学, 2013.
- [68] Galvão L S, Breunig F M, Teles T S, Gaida W, Balbinot R. Investigation of terrain illumination effects on vegetation indices and VI-derived phenological metrics in subtropical deciduous forests. *GIScience & Remote Sensing*, 2016, 53(3): 360-381.
- [69] Streher A S, Sobreiro J F F, Morellato LP C, Silva T S F. Land surface phenology in the tropics: the role of climate and topography in a snow-free mountain. *Ecosystems*, 2017, 20(8): 1436-1453.
- [70] 王军邦, 刘纪远, 邵全琴, 刘荣高, 樊江文, 陈卓奇. 基于遥感-过程耦合模型的 1988—2004 年青海三江源区净初级生产力模拟. *植物生态学报*, 2009, 33(2): 254-269.
- [71] Mokany K, Raison R J, Prokushkin A S. Critical analysis of root: shoot ratios in terrestrial biomes. *Global Change Biology*, 2006, 12(1): 84-96.
- [72] Li Y H, Luo T X, Lu Q. Plant height as a simple predictor of the root to shoot ratio: Evidence from alpine grasslands on the Tibetan Plateau. *Journal of Vegetation Science*, 2008, 19(2): 245-252.
- [73] Mou X M, Li X G, Zhao N N, Yu Y W, Kuzyakov Y. Tibetan sedges sequester more carbon belowground than grasses: a  $^{13}\text{C}$  labeling study. *Plant and Soil*, 2018, 426(1/2): 287-298.
- [74] Gong P, Liu H, Zhang M N, Li C C, Wang J, Huang H B, Clinton N, Ji L Y, Li W Y, Bai Y Q, Chen B, Xu B, Zhu Z L, Yuan C, Suen H P, Guo J, Xu N, Li W J, Zhao Y Y, Yang J, Yu C Q, Wang X, Fu H H, Yu L, Dronova I, Hui F M, Cheng X, Shi X L, Xiao F J, Liu Q F, Song L C. Stable classification with limited sample: transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017. *Science Bulletin*, 2019, 64(6): 370-373.
- [75] Zhang X, Liu L Y, Wang Y J, Hu Y, Zhang B. A SPECLib-based operational classification approach: a preliminary test on China land cover mapping at 30 m. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2018, 71: 83-94.
- [76] 方精云, 耿晓庆, 赵霞, 沈海花, 胡会峰. 我国草地面积有多大? *科学通报*, 2018, 63(17): 1731-1739.

- [77] Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, Schneider A, Ramankutty N, Sibley A, Huang X. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote sensing of Environment*, 2010, 114(1): 168-182.
- [78] Matsushita B, Yang W, Chen J, Onda Y, Qiu G Y. Sensitivity of the enhanced vegetation index (EVI) and normalized difference vegetation index (NDVI) to topographic effects: a case study in high-density cypress forest. *Sensors*, 2007, 7(11): 2636-2651.
- [79] 张慧, 李平衡, 周国模, 周宇峰. 植被指数的地形效应研究进展. *应用生态学报*, 2018, 29(2): 669-677.
- [80] Sun Q L, Feng X F. Topographical effects of climate dataset and their impacts on the estimation of regional net primary productivity//Proceedings of SPIE 9260, Land Surface Remote Sensing II. Beijing, China: SPIE, 2014: 92602R.
- [81] 王培娟, 孙睿, 朱启疆, 谢东辉, 陈镜明. 复杂地形条件下提高 BEPS 模型模拟能力的途径. *中国图象图形学报*, 2006, 11(7): 1017-1025.
- [82] 苏宏新, 桑卫国. 山地小气候模拟研究进展. *植物生态学报*, 2002, 26(S1): 107-114.
- [83] 李海涛, 沈文清, 桑卫国, 李家永. MTCLIM 模型(山地小气候模拟模型)的研究现状及其潜在应用. *山地学报*, 2001, 19(6): 533-540.
- [84] 傅抱璞. 山地气候要素空间分布的模拟. *气象学报*, 1988, 46(3): 319-326.
- [85] 杨昕. 基于 DEM 的地面光热资源模拟与农业应用[D]. 西安: 西北大学, 2004.
- [86] 陆福志, 鹿化煜. 秦岭一大巴山高分辨率气温和降水格点数据集的建立及其对区域气候的指示. *地理学报*, 2019, 74(5): 875-888.
- [87] 刘志红, Li L T, McVicar T R, Van Niel T G, 杨勤科, 李锐. 专用气候数据空间插值软件 ANUSPLIN 及其应用. *气象*, 2008, 34(2): 92-100.
- [88] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法(第二版). 北京: 科学出版社, 2013.
- [89] 胡胜, 曹明明, 邱海军, 宋进喜, 吴江, 高宇, 李京忠, 孙克红. CFSR 气象数据在流域水文模拟中的适用性评价——以澜河流域为例. *地理学报*, 2016, 71(9): 1571-1586.
- [90] Zhao M S, Running S W, Nemani R R. Sensitivity of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) terrestrial primary production to the accuracy of meteorological reanalyses. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 2006, 111(G1): G01002.
- [91] 张方敏, 居为民, 陈镜明, 王绍强, 于贵瑞, 韩士杰. 基于遥感和过程模型的亚洲东部陆地生态系统初级生产力分布特征. *应用生态学报*, 2012, 23(2): 307-318.
- [92] 李小文, 王祎婷. 定量遥感尺度效应刍议. *地理学报*, 2013, 68(9): 1163-1169.
- [93] 卫亚星, 王莉雯. 应用遥感技术模拟净初级生产力的尺度效应研究进展. *地理科学进展*, 2010, 29(4): 471-477.
- [94] 刘良云. 植被定量遥感原理与应用. 北京: 科学出版社, 2014.
- [95] 牛铮, 王长耀. 碳循环遥感基础与应用. 北京: 科学出版社, 2008.
- [96] 唐凤莉, 刘良云. 冠层特征尺度的定量计算模型与方法. *遥感学报*, 2014, 18(6): 1182-1188.
- [97] Reese H, Olsson H. C-correction of optical satellite data over alpine vegetation areas: a comparison of sampling strategies for determining the empirical c-parameter. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(6): 1387-1400.
- [98] Yin G F, Li A N, Wu S B, Fan W L, Zeng Y L, Yan K, Xu B D, Li J, Liu Q H. PLC: a simple and semi-physical topographic correction method for vegetation canopies based on path length correction. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 215: 184-198.
- [99] 高永年, 张万昌. 遥感影像地形校正研究进展及其比较实验. *地理研究*, 2008, 27(2): 467-477.