

doi:10.11733/j.issn.1007-0435.2022.04.010

草地地上生物量估算模型研究进展

张雨欣¹, 黄健熙^{1*}, 金云翔², 王 洁³, 赵圆圆¹, 冯权泷¹, 马 钦⁴

(1. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 2. 中国农业科学院农业资源与农业区划研究所, 北京 100081;
3. 中国农业大学草业科学与技术学院, 北京 10083; 4. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要:草地地上生物量监测是合理利用草地资源,掌握草原生态演替过程的重要依据。但是,实时观测草地地上生物量信息需要耗费大量的人力物力,亟需借助遥感、数学等工具进行间接观测。本文系统阐述了国内外主流的草地地上生物量估算方法,包括遥感统计模型、草地生长模型、作物生长模型、光能利用率模型和生态过程模型等模型,以及遥感与机理模型耦合模型,概述了当前主流模型的特点及其适用条件,总结了相关的研究策略。结合草地估产的现实需求,梳理了现有的农业遥感数据同化研究进展,展望了基于遥感数据同化方法的草地地上生物量估算思路,为草地生长模拟的大区域、高精度研究提供了新的思路。

关键词:草地;地上生物量;估算模型;数据同化;遥感

中图分类号:S812

文献标识码:A

文章编号:1007-0435(2022)04-0850-09

Estimation of Grasslands Aboveground Biomass: A Review

ZHANG Yu-xin¹, HUANG Jian-xi^{1*}, JIN Yun-xiang², WANG Jie³, ZHAO Yuan-yuan¹,
FENG Quan-long¹, MA Qin⁴

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, CAAS, Beijing 100081, China; 3. College of Grassland Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 4. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The monitoring of grassland aboveground biomass is an important basis for the rational utilization of grassland resources and understanding of the grassland ecological succession process. However, real-time observation of grassland aboveground biomass requires a lot of manpower and material resources, so it is urgent to use remote sensing, mathematics, and other indirect observation methods. This review systematically concluded the domestic and foreign methods of grassland aboveground biomass estimation including statistical models and mechanism models such as grassland growth models, crop growth models, light use efficiency models, and ecological process models for grassland aboveground biomass estimation. We summarized the characteristics and applicable conditions of the current models, and the relevant scientific concepts and strategies in researches. By reviewing researches on agricultural remote sensing data assimilation meeting the realistic requirements of grassland yield estimation, this review presents a less popular approach of estimating grassland yield based on the remote sensing data assimilation method, which provides a large-scale and high-precision way on grassland growth simulation.

Key words: Grassland; Aboveground biomass; Estimation model; Data assimilation; Remote sensing

草地资源是非常重要的再生性自然资源,是陆地生态系统的重要组成部分,在全球气候调节、生物多样性保育、水土保持和维系区域经济等过程中具有重要的作用和价值^[1]。我国草地总面积4亿公顷,约占国土面积的41.7%,天然草地种类达五千多种,是我国重要的畜牧业基地、江河发源地和生态

环境屏障^[2]。然而,受到全球气候变化、自然灾害、鼠虫害以及过度放牧等自然和人为干扰,草地生物量下降、草地沙化退化现象日益严重。近10年前,我国草地90%以上发生了不同程度的退化,中度和重度退化草地面积达到了约1 533 333.3 km²^[3]。在围栏封育、禁牧和生态建设工程等国家和地方的

收稿日期:2021-10-08;修回日期:2021-11-23

基金项目:国家重点研发计划(编号:2018YFE0122700)资助

作者简介:张雨欣(1998-),女,重庆云阳人,硕士研究生,主要从事草地地上生物量遥感同化估算研究,E-mail:zyx_geo@163.com; *通信作者 Author for correspondence, E-mail:jxhuang@cau.edu.cn

草原恢复政策措施调控下,草地的数量、植被覆盖度、丰富度等指标均有所提升,草地退化的现象逐步得到缓解^[4]。但是,草地的生长环境具有脆弱性,极易受到人为或自然干扰的影响,如三江源区2006—2010年生态工程建设后5年内极度退化的草地仅占总面积的1%以下,而在下一个5年草地退化面积又出现增长^[5],说明草地退化监测仍然是一个长期且艰巨的任务。草地资源的数量是草地退化监测的重要内容,而我国的草原资源一直存在底数不清的严峻问题,实时、高效的草地地上生物量估算方法对合理保护修复草地资源具有重要的研究价值和现实意义。

遥感信息为草地生物量监测提供了多源的数据支撑,是实现草地生物量监测大尺度研究的有效手段,然而草地地上生物量遥感估算研究仍较为薄弱,遥感信息仍未充分发挥其作用与优势。草地宏观、大尺度估产的研究方法以回归统计模型为主,重点在于建立草地地上生物量与遥感数据之间的回归模型。统计模型能够反映草地瞬时地表上的长势和地上生物量的空间分布,但是,不能解释草地植被生长发育与生物量形成的内在过程机理以及生长发育过程中与环境的关系。并且,草地生态系统存在复杂的空间异质性,模型过于依赖于地面数据的采集。同时,高精度遥感信息的时序不连续性也导致了统计模型往往不能够展现出连续的生物量变化特征。机理模型通过数学方法揭示了植被生长的动力学机制,在时间连续性和生理生化过程的模拟上更具优势,但是大多数机理模型在草地的生长模拟中局限在单点尺度,由于区域尺度的模型初始状态和模型参数确定困难,区域尺度的作物模型应用仍然具有

挑战性。因此,究竟何种模型更适合推广到大范围草地上生物量监测研究中,如何在草地上生物量估算方法中更好地体现植被生长的机理性,是草地遥感监测亟需解决的问题之一。

本文以现有研究文献为依据,梳理了国内外草地上生物量估算模型方法,从遥感统计模型、作物生长模型、草地生长模型、光能利用率模型等多个方面进行系统阐述和分析,总结了当前研究中存在的不足和未来发展难点,以期为草地地上生物量的定量反演与模拟提供新思路,为草畜平衡、草地生态演替和草地沙化退化的定量研究提供理论参考。

1 草地地上生物量主要估算模型

1.1 遥感统计模型

遥感具有快速获取大面积地表信息的优势,辅助草地上生物量估算突破了传统实测方法的时空局限。草地上生物量估算的遥感统计模型不涉及机理问题,基于遥感参数与地面生物物理参数之间存在的高度相关性规律,建立观测数据与遥感信息的数学模型用于草地上生物量的估算,这种方法是当前应用最为广泛的方法^[6]。常用的遥感资料包括了植被指数、叶面积指数(Leaf area index, LAI)等,地面生物物理参数主要为草地上生物量。近20年来,国内外学者有关遥感草地估产统计模型方法的研究可以概括为探讨不同遥感资料在不同类型草地和不同观测时间上与地面实测草地上生物量关系,以选择特定研究区域和研究时相的最优模型作为大范围草地上生物量遥感估算模型(表1)。

表1 草地地上生物量遥感估算统计模型

Table 1 Statistical remote sensing estimation models of Grassland aboveground biomass

模型类型 Model types	模型 Models	草地类型 Grassland types	遥感资料 Remote sensing data	精度 Accuracy	参考文献 References
一元回归模型 Simple regression model	三次多项式模型 Cubic polynomial model	典型草原 Typical steppe	TM-RVI&NDVI&SAVI& MSAVI&RSR	R ² 为 0.62~0.65	李素英等 ^[7]
	二次曲线回归模型 Quadratic curve regression model	山地草甸草原 Mountain meadow steppe	MODIS-NDVI	R ² =0.90	王新欣等 ^[8]
	幂函数 Power function model	草甸草原 Meadow steppe	MOD09Q1-NDVI	R ² =0.60	Jin Y X 等 ^[9]
	线性回归模型 Linear regression model、	森林草原 Forest steppe、			
	指数回归模型	典型草原 Typical steppe、	MOD13Q1-NDVI&EVI、	R ² 为 0.55~0.72	王艳杰等 ^[10]
	多元回归模型 Exponential regression model	荒漠草原 Desert grassland、	MOD17A2H-PseNet;MERSI-NDVI		
多元回归模型 Multiple regression model	多元逐步回归 Multiple stepwise regression	草甸草原 Meadow steppe	RADARSAT-2&HJ1B-NDVI	R ² =0.71	王新云等 ^[11]
	多元线性回归模型 Stepwise regression model	荒漠草原 Desert grassland			
		高寒草甸 Alpine meadow、	Sentinel-2 影像-CIgreen&NDWI&	R ² 约为 0.65	郭超凡等 ^[12]
		温性草原 Temperate steppe	EVI 等 21 种典型植被指数		

天然草地是一个空间异质性较大的地表覆盖类型,不同草地类型地上生物量及其年际间变化存在较大差异。因此,在不同地区、不同草地类型适宜的植被指数和回归模型也有较大差异。杜玉娥等^[13]利用青海省三江源地区 326 个样本结合 MODIS 的归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI),增强型植被指数(Enhanced vegetation index, EVI)资料建立了三江源地区草地地上生物量反演模型,认为同一地区不同草地类型的适宜植被指数存在差异,模型构建时应该重视区分不同草地类型。贺俊杰等^[14]利用 S 曲线回归估产模型测算了草甸草原、典型草原和荒漠化草原的逐月牧草产量,同样发现了各类草原地上生物量的建模差异。王正兴等^[15]分别按照 4 种草地类型和 NDVI, EVI 两种植被指数,建立了线性模型和幂函数模型,得出草甸和典型草原模型相关性高,沙地和荒漠模型相关性较低的特点,而典型草原的幂函数模型效果最佳,草甸的线性模型效果最佳,且不同草地类型对 NDVI 和 EVI 建模的效果差异明显。因此,统计模型同时受到草地类型的显著影响,建模过程中应该充分考虑分区建模。保证遥感数据与地面观测数据同步,避免因植被随着生长发育受不同时期的水热影响带来的模型误差,或选择对植被叶绿素含量响应更为敏感的指数,减少因绿度变化带来的影响^[15]。

在保证实测数据与遥感观测数据时间基本同步下,统计模型方法估产的反演精度较高,能够满足大范围草地估产的实际应用需求。且该方法试验过程简单,研究者仅需要注重控制两类误差来源,一是地面采样精度,严格转换干重和湿重,防止由观测带来的不确定性;二是遥感数据精度,注意时相是否一致和空间分辨率是否适宜。但是该类方法存在诸多局限,主要有以下 5 点:(1)对于高密度植被区而言,植被指数存在过饱和问题(如 NDVI),会导致地面高值低估。(2)由于地面样方一般小于遥感影像一个像元的大小,因此在应用中低分辨率的遥感数据时,地面验证数据与遥感影像存在着空间尺度不匹配问题,混合像元严重,影响验证精度。(3)光学遥感受云雨影响严重,在研究区较大、对比年份较多的情况下,很难找到多年内覆盖整个研究区且影像质量均较好的时相,尤其是对于高分辨率的数据而言(如高分数据)。(4)MODIS 等植被指数产品被频繁应用到遥感统计模型中,受到传感器等影响,产品常常出现异值,需要研究者采取相邻时相替代法、S-G 滤波

等方法滤除异常值。(5)受到地形、成像角度等因素影响,遥感影像存在异物同谱和同物异谱,这些像元不能准确表达地物的状态和类型,地面草地植被信号容易被混淆,影响建模精度。

1.2 植被生长类机理模型

1.2.1 基于作物生长类的机理模型

自 20 世纪 50 年代以来,国内外相继发表了一系列优秀的作物生长模型,如 DSSAT, STICS, CECROS 等。作物模型机理性强、适应性广的特点对推动农业信息技术的发展产生了积极影响,促使了学术界在模型区域运用、气候灾害响应以及农业农情监测等方面开展了系统性的研究工作。CROPGRO 模型、APSIM 模型和 WOFOST 模型是应用较为普遍的作物模型,能够模拟小麦(*Triticum aestivum* L.)和水稻(*Oryza sativa* L.)等农作物的生长,也能够反映草地生长发育过程^[16-17]。

CROPGRO-Perennial 模型是 DSSAT-CROPGRO 系列模型的 1 个子模块,是草地估产中应用最为广泛的作物生长模型,根据输入的生理过程、土壤特征、气候和管理参数来预测植被的生长动态^[18]。Rmyph 等^[19]利用 CROPGRO-Perennial 模型估算了白喜草(*Paspalum notatum* Flugge)的地上生物量, Pedreira 等^[20]、Pequeno 等^[21]和 Lara 等^[22]研究发现该模型能够有效地整合草地生长资料,满足草地生长模拟的精度要求,也有学者将该模型应用到豚草(*Ambrosia artemisiifolia* L.)^[23]、紫花苜蓿(*Medicago sativa* L.)^[24]、百慕大草(*Bermuda*)和臂形草(*Brachiaria eruciformis* (J. E. Smith) Griseb.)^[25]等草地类型。可见,该模型早些年主要被运用在单一物种的模拟上,但近年来也有研究针对模型在物种泛化能力上的表现做出了相应的研究,探索该模型如何克服空间异质性。Pequeno 等^[25]对 3 种不同的禾本科植物产量进行了模拟,证明了 3 种禾草间的差异主要是由植物部分组成和同化物质在植物器官之间的分配所驱动。Bosi 等^[26]分别对 CROPGRO-Perennial 模型在林牧交错带进行了参数化, R^2 达到了 0.93~0.96。

APSIM(Agricultural production systems simulator)模型是一种农业生产建模框架,用于模拟农业系统中各生物物理过程的土壤-作物模型,由澳大利亚联邦科工组织(CSIRO)以及昆士兰州政府的农业生产系统小组开发建立,将不同作物模型集成到一个平台^[27-28]。APSIM 模型包括了生物物理模块、

管理模块、数据输入输出模块和模型引擎模块,有土壤参数、植物参数和管理参数3部分输入参数^[29]。该模型继承了许多已有模型中的发展较为成熟的模块,如土壤水平衡、土壤有机质和氮的累积与平衡则可以追溯到 CERES 模型,具有较高的模拟精度,并强调土壤模块在植被生长发育中的作用,如土壤水运移过程、土壤 N 平衡和有机质的累积等。因此,模型运行过程中的天气因素、管理措施、以及植被生长过程中的生物物理变化等都被映射为土壤特征属性变量的连续变化。APSIM-Growth, APSIM-Pasture 和 APSIM-AgPasture 等模型可以用作草地的生长模拟,既支持单点尺度上的模拟,也能够多点同时进行模拟。APSIM 模型涵盖了紫花苜蓿、杂类草等多种草地类型的模拟^[30],具有较高的草地生长模拟潜力^[31]。

WOFOST 模型是荷兰瓦赫宁根大学所开发的作物生长模型,是一种基于过程的机理模型,模拟在气候和其他环境因子影响下的作物生长过程,主要原理是通过光合作用来驱动模型,通过积温函数来模拟作物的生长发育^[32]。模型自开发以来,通常用于小麦、水稻等传统农作物的生长发育^[33-35]。张雪婷等^[36]以青海省乌图美仁的草地为研究对象,利用 WOFOST 模型开展了草地地上生物量遥感同化估算研究,基于集合卡尔曼滤波(Ensemble Kalman-Filter, EnKF)算法,在 30 米尺度下,同化 Landsat-LAI 后,2014 年草地生物量的均方根误差(RMSE)从 2 447.09 kg·hm⁻²降低至 1 437.21 kg·hm⁻²。He 等^[37]基于 WOFOST 模型的土壤-水-大气-植物(SWAP)模型,将 MODIS 叶面积指数产品同化到模型中以估算若尔盖草原禾草地上干重,确定性系数(R^2)达到 0.73, RMSE 达到 617.94 kg·hm⁻²,间接证实了 WOFOST 模型具备一定模拟草地生长过程的研究潜力。草的根、茎、叶、花和果实等结构与传统农作物不同,生长发育过程中,不同结构之间生物量的流转与分配存在明显差异。WOFOST 模型以光合作用为核心驱动模型,这与草的生长发育理论相一致,因此合理的标定模型参数,将 WOFOST 模型迁移应用到草地生长的模拟从理论上具有一定的可行性。

上述 3 个模型的草地模式都是由典型农作物改进而来,虽然目前应用于草地模拟的研究远远少于作物模拟,但其应用潜力是较大的。CROPGRO-Perennial 模型相较于其他 2 个模型,能够区别模拟不同的草地植被品种,适合用于植被地面信息丰富的研究,

APSIM 模型在气候变化响应上表现更为优异。

1.2.2 基于草地植被生长类的机理模型 草的生长周期、生理机制和生长环境等都与作物有许多不同之处,国内外针对草地生长的过程,已发展了较多的草地生长模型,包括了 Jouven 模型、B 模型、MoSt GG 模型和 SOLVEG 模型和 BASGRA 模型等。Jouven 模型是一种研究草地生长与管理之间的季节变化和年际变化机制的动力学模型^[38-39]。模型以每日为时间步长来计算草地植被的生长、衰老和凋落,在运行计算过程中充分考虑了有效辐射量等影响生长的潜在因素和叶面积指数(Leaf area Index, LAI)等表征信息。在单点尺度上,能够充分模拟草地地上总生物量以及不同结构的生物量。HURTADO-URIA 等^[40]用 Jouven 模型在爱尔兰分别与 J&T 模型和 B 模型进行了对比实验,发现 Jouven 模型的 RMSE 最小,且 8—10 月的模拟值与实测值更接近。Calanca 等^[41]验证了 Jouven 模型(ModVege 模型),认为该模型能够正确地模拟不同地点和不同生长季节的生长趋势。Ruelle 等^[42]充分考虑了土壤中氮和水的作用,改进了 Jouven 模型,提出了 MoSt GG 模型。该模型与 Jouven 模型不同的是, Jouven 模型强调草的生长主要由降水、温度、蒸散发等气候条件控制,简化了其他复杂的生长约束过程(如氮吸收为常量),而 MoSt GG 模型强调了土壤含水量对土壤中氮的吸收的影响,主要通过量化氮的矿化作用和氮的固定来描述土壤中的氮通量,同时模型还支持不同管理模式下的情景模拟。由此可见,这类模型能够较好模拟草地地上生物量,但在研究中应注重非生长季的不确定性调控。

除此之外, SOLVEG^[43], BASGRA^[44]等模型也被广泛应用于草地的生长模拟,与作物生长模型不同的地方在于,草地生长模型更加关注于土壤中的水分和土壤的作用,精度相对较高,但模型的模拟精度更加依赖于土壤生化参数的地面实际观测值。

草地植被生长类更能反映草地植被的生长特征,模型更具有代表性,研究者可以根据植被真实情况进行模型修改。但是,该类模型也存在机理模型共有的问题,参数复杂且难获取,需要研究者结合参数优化算法寻找参数的最优解。

1.3 其他相关模型

除了植被生长类机理模型和统计模型,部分生态系统生产力过程模型、光能利用率模型以及机器学习等模型也可以用于估算草地地上生物量(表 2)。迄

今为止,相比于作物生长模型和草地生长模型,生态过程模型和光能利用率模型在草地模拟的空间化、区域化上具有明显的优势,虽然这两类模型仍然存在实测数据难获取、实测点尺度数据难推广到区域的问题,但已经有相当一部分的研究实现了将草地 NPP 从单点尺度推展到区域尺度,该类模型的过程机理明确,反演精度普遍较高。并且,生态过程模拟模型,如

Biome-BGC 模型,能够实现未来情景预测模拟,尤其是在全球气候变化背景下,草地的多情景响应具有十分重要的研究意义。但是,NPP 和草地地上生物量属于不同的概念,NPP 包括地上、地下生物量两个部分,两者存在一定的定量关系^[45],界定草地地上生物量的概念并解释 NPP 与地上生物量之间的关系,对草地地上生物量估算十分重要。

表 2 其他相关草地地上生物量估算模型

Table 2 Other relevant grassland aboveground biomass estimation models

模型类型 Model type	模型 Models	参数 Parameters	优点 Advantages	局限性 limitation	参考文献 References
光能利用率模型 Light use efficiency model	CASA 模型	NPP	不依赖于野外工作	计算过程繁琐,要求数据时间分辨率高	李庆等 ^[44] ;张仁平等 ^[45] ;刘洁等 ^[46] ;王国成等 ^[47]
生态过程模型 Ecological process model	GLO-PEM 模型	NPP	可用于较大区域研究	简化了植被生理生态过程	Fan 等 ^[48]
	Biome-BGC 模型	NPP	能够模拟一定的自然干扰状态 ^[49]	模型运行效率低	李传华等 ^[50] 穆少杰等 ^[51] ;
机器学习 Machine Learning	CENTURY 模型	NPP	能够模拟多种农业管理措施的影响 ^[49]		郭灵辉等 ^[52] ; Chiti 等 ^[53]
	随机森林	ABG	能够较好地降低“过饱和”与共线性问题	模型参数和特征值的选择较为困难	郭超凡等 ^[9]
	支持向量机	ABG	能够适应小样本问题		尚珂等 ^[54]

2 遥感与机理模型耦合的数据同化模式

2.1 遥感数据同化模式

遥感与作物模型数据同化研究一直是国内外农业遥感领域的热点,自 20 世纪 60 年代发展至今,技术路线和理论基础都已较为成熟,广泛应用于玉米^[57]、水稻^[58-59] 和冬小麦^[60] 等作物的研究。遥感数据同化技术能满足草地生物量监测同时兼顾植被生长机理性和大范围面上推广的需求,具有较为重要的研究潜力。遥感数据同化思想强调在估产过程中将遥感观测数据整合到一个演进的生物量模型当中,更新模型中的变量,使得模拟值与遥感观测值趋于一致。机理模型能够弥补遥感对地观测在植被内在的过程机理模拟方面的不足,通过数据同化的方法,耦合遥感观测和机理模型,能够实现两者的优势互补,提高区域生物量的模拟能力^[61-62]。

目前,基于代价函数的参数优化方法和基于估计理论的顺序同化方法是 2 类主要的数据同化方法^[61]。其中,参数优化方法重点在于同化变量、优化算法和目标函数的选取,同化变量常见的有 LAI 和 ET 等反演参数^[62-63],优化算法主要包括了复合型混合演化算法(SCE-UA)^{[58][64]}、模拟退火法^[65]、粒子群算法^[66]等,顺序同化方法常用到集合卡尔曼算法(EnKF)^[67]等。一般地,采用数据同化的思路来进行

草地估产,首先要对模型参数进行标定,使其与研究区植被的生长规律更为吻合,构建适合的模型参数集驱动模型。然后,将作为同化变量的遥感观测值融入标定后的模型中,扰动模型的运行,使得最后模型输出的地上生物量与实际观测值趋于一致。

2.2 基于数据同化的草地地上生物量估算

遥感信息能够实现区域大尺度上的草地地上生物量反演,机理模型能够较好反映植被的生物物理过程。因此,耦合遥感信息与机理模型,是当前植被生物量估算中的一种主流思路,其中数据同化技术是改进草地估产模式、提高模拟精度的重要途径。图 1 为基于数据同化方法的草地地上生物量估算示意图,这类模型主要有 4 种模式^[68]:(1)将遥感反演值用到草地植被生长模式中;(2)用遥感反演值更新模式中相应的变量;(3)重新初始化模式,通过调整模式参数使得模拟值与遥感反演值一致,进而确定模式的初始值;(4)重新参数化模式,通过调整模式参数使得模拟值与遥感反演值一致,进而确定模式的参数值。张雪婷等^[36]、He 等^[37]、Zhang 等^[69]、Nouvellon 等^[70]采用遥感与作物生长模型数据同化的方法进行草地生长研究,均证明了数据同化能够显著提高机理模型的模拟精度。Huang 等^[71]在缺乏地面知识的情况下采用贝叶斯方法对 BASGRA

模型进行标定,结合 MODIS 数据产品实现站点尺度的顺序同化。证明了同化过程中严格的数学理论

能够有效优化参数从而克服地面知识缺少的问题,为当前大范围草地地上生物量提供了参考。

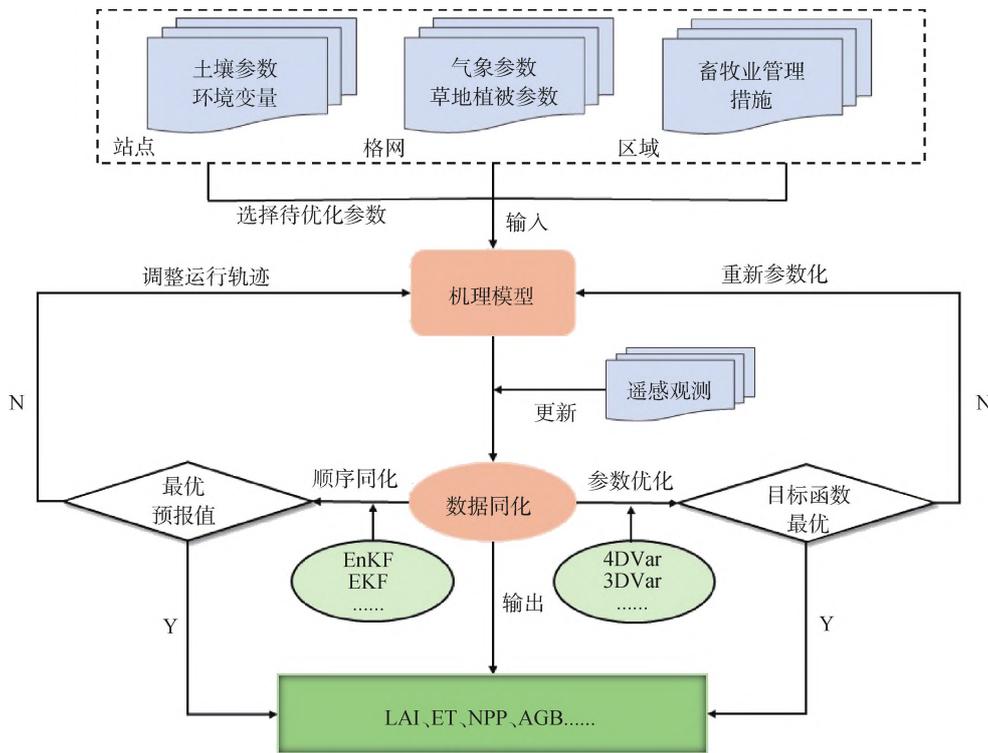


图 1 基于遥感数据同化的草地地上生物量估算示意图

Fig. 1 Flowchart of remote sensing-model data assimilation for grassland aboveground biomass estimation

数据同化的方法是促进大范围草地长势监测和产量预测向机理化和精准化方向发展的有效技术之一,但是采用同化思想进行估算的研究仍然十分稀缺。其原因有三,一是模型标定困难,过程模型需要对参数进行本地化标定,而草地类型繁多,不同的草种生长规律差异大,地表上不同类型草地交错分布对参数标定工作造成了极大的困扰,不充分的模型标定则会使得后期同化效果欠佳,因此科学合理的标定策略是今后草地遥感同化的发展方向之一。根据已有研究经验,草地植被的物候特征可成为参数标定的重要资料,植被的物候特征可以确定植被生殖生长和营养生长的起始时间,从而确定生长积温等参数的合理范围。二是机理模型迁移困难,目前已有的研究大都基于作物模型(如 WOFOST 模型),作物模型对于作物的模拟目前已发展得较好,但对于非禾本科草的模拟相对受限,因此草地生长模型与遥感数据的耦合是今后发展的挑战。三是同化效率问题,顺序滤波的同化效率较高,但容易导致植被“物候漂移”,精度不如参数优化法,且在区域化应用上受限于模型与遥感观测数据的尺度差异;而参数优化法运行效率偏低,计算效率始终是瓶颈,在

实时模拟预报上不如顺序滤波灵活。因此,在草地同化估产中应充分考虑此类不确定性,考虑时空预测上的现实需求,从而更有效地利用数据同化方法应用于大范围、高精度草地生物量估算研究中。

3 问题和展望

(1)草地地上生物量遥感估算经历了从统计分析到生长过程模拟的转变,将环境因子、地形与草地地上生物量的统计关系研究精细到对植被一系列生长发育进行综合数值模拟的过程。草地覆盖范围广、空间异质性大,同时受到放牧等人为因素,以及草地退化、沙化等自然因素对草地的影响都较大。统计方法虽已得到较为广泛应用,但其本质仍然是只能描述现象,难以揭示更为详尽的生物化学原理,在大范围估产中难免被质疑缺乏机理性。

(2)机理模型往往建立在复杂生物化学理论基础之上,越来越受到学术界的关注。但是,正如本文所述的 CROPGRO-Perennial, APSIM, Jouven 等模型皆是点模型,参数往往是根据特定地区的观测数据建立起来的,需要进行校准和调参,普适性比较

差,但随着“3S”技术的发展,模型参数的标定效率将会大大提高。草地上生物量遥感估算如何实现从多元统计向生长模型转变,既满足准确模拟草地生长的内在物理过程和动力学机制的生物学要求,又能在大范围估产中保证高性能计算效率,是草地上生物量遥感估算的重要发展方向。

(3)遥感数据同化方法能够将多源的、时间不连续的遥感观测数据耦合到过程模型中,调整生长过程模拟中的变量,使得状态变量的模拟结果与观测值达到一致。遥感信息宏观性和时空连续性与草地生长模型的连续性和机理性互补,为草地模型的区域化推广应用提供了支撑,但由于草地的植物种类繁多,尤其是天然草地,其空间异质性远大于农作物,有待进一步探索。

参考文献

- [1] 谢高地,张钊铤,鲁春霞,等. 中国自然草地生态系统服务价值[J]. 自然资源学报,2001,16(1):47-53
- [2] 采编部,刘源. 2016年全国草原监测报告[J]. 中国畜牧业,2017(8):18-35
- [3] 刘洪来,鲁为华,陈超. 草地退化演替过程及诊断研究进展[J]. 草地学报,2011,19(5):865-871
- [4] 蒋翔,马建霞. 我国草地生态恢复对不同因素响应的 Meta 分析[J]. 草业学报,2021,30(2):14-31
- [5] 刘世梁,孙永秀,赵海迪,等. 基于多源数据的三江源区生态工程建设前后草地动态变化及驱动因素研究[J]. 生态学报,2021,41(10):3865-3877
- [6] 梁万鹏,杨云贵,程杰,等. 建立数学模型估测牧草产量研究[J]. 水土保持通报,2010,30(5):138-142
- [7] 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
- [8] 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
- [9] JIN X Y, YANG X C, QIU J J, et al. Remote Sensing-Based biomass estimation and its spatio-temporal variations in temperate grassland, Northern China[J]. Remote Sensing, 2014, 6(2):1496-1513
- [10] 王艳杰,王卷乐,魏海硕,等. 基于稀疏样点的蒙古国产草量估算方法研究[J]. 地球信息科学学报,2020,22(9):1814-1822
- [11] 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):159-166,294
- [12] 郭超凡,陈泽威,张志高. 基于最优模型选择的牧草地上生物量遥感估算研究[J]. 草地学报,2021,29(5):946-955
- [13] 杜玉娥,刘宝康,郭正刚. 基于 MODIS 的青藏高原牧草生长季草地生物量动态[J]. 草业科学,2011,28(6):1117-1123
- [14] 贺俊杰. 锡林郭勒草地 NDVI 和牧草估产产量的变化特征[J]. 中国农学通报,2015,31(17):1-5
- [15] 王正兴,刘闯,赵冰茹,等. 利用 MODIS 增强型植被指数反演草地地上生物量[J]. 兰州大学学报,2005,41(2):10-16
- [16] 杨靖民,杨靖一,姜旭,等. 作物模型研究进展[J]. 吉林农业大学学报,2012,34(5):553-561
- [17] 朱津辉,戴萍,朱凯全,等. WOFOST 模型的研究进展[J]. 安徽农业科学,2016,44(28):194-196,202
- [18] BOOTE K J, JONES J W, HOOGENBOOM G, et al. Understanding options for agricultural production[M]. Dordrecht: Springer, 1998:99-128
- [19] RYMPH S J, BOOTE K J, IRMAK A, et al. Adapting the CROPGRO model to predict growth and composition of tropical grasses: developing physiological parameters[J]. Soil and Crop Science Society of Florida Proceedings, 2004(63):37-51
- [20] PEDREIRA B C, PEDREIRA C G S, BOOTE K J, et al. Adapting the CROPGRO perennial forage model to predict growth of *Brachiaria brizantha* [J]. Field Crops Research, 2011, 120(3):370-379
- [21] PEQUENO D N L, PEDREIRA C G S, BOOTE K J. Simulating forage production of *Marandu palisade grass* (*Brachiaria brizantha*) with the CROPGRO-Perennial Forage model[J]. Crop and Pasture Science, 2014(65):1335-1348
- [22] LARA M A S, PEDREIRA C G S, BOOTE K J, et al. Predicting growth of *Panicum maximum*: an adaptation of the CROPGRO—perennial forage model[J]. Agronomy Journal, 2012, 104(3):600-611
- [23] SANTOS M G, BOOTE K J, FARIA R T, et al. Simulation of productivity and soil moisture under *Marandu palisade grass* using the CSM-CROPGRO-Perennial Forage model[J]. Crop & Pasture Science, 2019(70):159-168
- [24] JING Q, QIAN B, BÉLANGER G, et al. Simulating alfalfa regrowth and biomass in eastern Canada using the CSM-CROPGRO-perennial forage model[J]. European Journal of Agronomy, 2020(113):125971
- [25] PEQUENO D N L, PEDREIRA C G S, BOOTE K J, et al. Species-genotypic parameters of the CROPGRO Perennial Forage Model: implications for comparison of three tropical pasture grasses[J]. Grass and Forage Science, 2018, 73(2):440-455
- [26] BOSI C, SENTELHAS P C, PEZZOPANE J R M, et al. CROPGRO-Perennial forage model parameterization for simulating *Piatã palisade grass* growth in monoculture and in a silvopastoral system [J]. Agricultural Systems, 2020 (177): 102724
- [27] FILLERY I, GREGORY P J and BOWDEN J W. Performance of the APSIM-wheat model in Western Australia [J]. Field Crops Research, 1998, 57(2):163-179
- [28] ASSENG S, KEULEN H V and STOL W. Performance and application of the APSIM Nwheat model in the Netherlands [J]. European Journal of Agronomy, 2000, 12(1):37-54
- [29] KEATING B A, CARBERRY P S, HAMMER G L, et al. An overview of APSIM, a model designed for farming systems simulation [J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3):267-

288

- [30] ARAUJO L C, SANTOS P M, RODRIGUEZ D, et al. Simulating Guinea grass production: empirical and mechanistic approaches[J]. *Agronomy Journal*, 2013, 105(1): 61-69
- [31] ANDRADE A S, SANTOS P M, PEZZOPANE J R M, et al. Simulating tropical forage growth and biomass accumulation: an overview of model development and application[J]. *Grass and Forage Science*, 2016, 71(1): 54-65
- [32] DIEPEN C A, WOLF J, KEULEN H V, et al. WOFOST: a simulation model of crop production[J]. *Soil Use & Management*, 1989, 5(1): 16-24
- [33] 黄健熙, 高欣然, 黄海, 等. 基于 MODIS 与 WOFOST 模型同化的区域冬小麦成熟期预测[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(9): 186-193
- [34] 王涛, 吕昌河, 于伯华. 基于 WOFOST 模型的京津冀地区冬小麦生产潜力评价[J]. *自然资源学报*, 2010, 25(3): 475-487
- [35] 黄健熙, 武思杰, 刘兴权, 等. 基于遥感信息与作物模型集合卡尔曼滤波同化的区域冬小麦产量预测[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(4): 142-148
- [36] 张雪婷. 基于作物生长模型和遥感数据同化的草地生物量估算方法及应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2017: 60
- [37] HE B, LI X, QUAN X, et al. Estimating the aboveground dry biomass of grass by assimilation of retrieved LAI into a crop growth model[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(2): 550-561
- [38] JOUVEN M, CARRÈRE P, BAUMONT R. Model predicting dynamics of biomass, structure and digestibility of herbage in managed permanent pastures. 1. Model description[J]. *Grass and Forage Science*, 2006(61): 112-124
- [39] JOUVEN M, CARRÈRE P, BAUMONT R. Model predicting dynamics of biomass, structure and digestibility of herbage in managed permanent pastures. 2. Model description[J]. *Grass and Forage Science*, 2006(61): 125-133
- [40] HURTADO-URIA C, HENNESSY D, SHALLOO L, et al. Evaluation of three grass growth models to predict grass growth in Ireland[J]. *The Journal of Agricultural Science*, 2012, 151(1): 91-104
- [41] CALANCA P, DELÉGLISE C, MARTIN R, et al. Testing the ability of a simple grassland model to simulate the seasonal effects of drought on herbage growth[J]. *Field Crops Research*, 2016(187): 12-23
- [42] RUELLE E, HENNESSY D, DELABY L. Development of the Moorepark St Gilles grass growth model (MoSt GG model): A predictive model for grass growth for pasture-based systems[J]. *European Journal of Agronomy*, 2018(99): 80-91
- [43] KATATA G, GROTE R, MAUDER M, et al. Wintertime grassland dynamics may influence belowground biomass under climate change: a model analysis[J]. *Biogeosciences*, 2020(17): 1071-1085
- [44] HÖGLIND M, VAN OIJEN M, CAMERON D, et al. Process-based simulation of growth and overwintering of grassland using the BASGRA model[J]. *Ecological Modelling*, 2016(335): 1-5
- [45] ZHAO F, XU B, YANG X C, et al. Remote sensing estimates of grassland aboveground biomass based on MODIS net primary productivity (NPP): a case study in the Xilingol grassland of Northern China[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(6): 5368-5386
- [46] 李庆, 王洪涛, 刘文, 等. 以 HJ-1 卫星遥感数据估算高寒草地植被净第一性生产力的潜力评估——以若尔盖草地为例[J]. *中国沙漠*, 2013, 33(4): 1250-1255
- [47] 张仁平, 郭靖, 张云玲. 新疆草地净初级生产力(NPP)空间分布格局及其对气候变化的响应[J]. *生态学报*, 2020, 40(15): 5318-5326
- [48] 刘洁, 孟宝平, 葛静, 等. 基于 CASA 模型和 MODIS 数据的甘南草地 NPP 时空动态变化研究[J]. *草业学报*, 2019, 28(6): 19-32
- [49] 王国成, 张稳, 黄耀. 1981-2001 年内蒙古草地净初级生产力时空变化特征[J]. *草业科学*, 2011, 28(11): 2016-2025
- [50] FAN J W, SHAO Q Q, LIU J Y, et al. Assessment of effects of climate change and grazing activity on grass land yield in the three rivers headwaters region of Qinghai - Tibet Plateau, China[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2010, 170(1-4): 571-584
- [51] 马良, 朱再春, 曾辉. NPP 评估过程模型应用研究进展[J]. *中国沙漠*, 2017, 37(6): 1250-1260
- [52] 李传华, 韩海燕, 范也平, 等. 基于 Biome-BGC 模型的青藏高原五道梁地区 NPP 变化及情景模拟[J]. *地理科学*, 2019, 39(8): 1330-1339
- [53] 穆少杰, 周可新, 陈奕兆, 等. 内蒙古典型草原不同群落净生态系统生产力的动态变化[J]. *生态学杂志*, 2014, 33(4): 885-895
- [54] 郭灵辉, 郝成元, 吴绍洪, 等. 内蒙古草地 NPP 变化特征及其对气候变化敏感性的 CENTURY 模拟研究[J]. *地理研究*, 2016, 35(2): 271-284
- [55] CHITI T, PAPALE D, SMITH P, et al. Predicting changes in soil organic carbon in mediterranean and alpine forests during the Kyoto Protocol commitment periods using the CENTURY model[J]. *Soil Use and Management*, 2010, 26(4): 475-484
- [56] 尚珂. 基于支持向量机回归的草地上生物量遥感估测研究[D]. 昆明: 西南林业大学, 2015: 26-38
- [57] 陈思宁, 赵艳霞, 申双和, 等. 基于 PyWOFOST 作物模型的东北玉米估产及精度评估[J]. *中国农业科学*, 2013, 46(14): 2880-2893
- [58] 陈劲松, 黄健熙, 林琚, 等. 基于遥感信息和作物生长模型同化的水稻估产方法研究[J]. *中国科学: 信息科学*, 2010(S1): 173-183
- [59] 王航, 朱艳, 马孟莉, 等. 基于更新和同化策略相结合的遥感信息与水稻生长模型耦合技术的研究[J]. *生态学报*, 2012, 32(14): 4505-4515
- [60] 张树誉, 孙辉涛, 王鹏新, 等. 基于同化叶面积指数和条件植被温度指数的冬小麦单产估测[J]. *干旱地区农业研究*, 2017, 35(6): 266-271, 293
- [61] 黄健熙, 黄海, 马鸿元, 等. 遥感与作物生长模型数据同化应用综述[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(21): 144-156

- [62] HUANG J X, TIAN L Y, LIANG S L, et al. Improving winter wheat yield estimation by assimilation of the leaf area index from Landsat TM and MODIS data into the WOFOST model [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2015(204):106-121
- [63] 包姗宁, 曹春香, 黄健熙, 等. 同化叶面积指数和蒸散发双变量的冬小麦产量估测方法[J]. *地球信息科学学报*, 2015, 17(7): 871-882
- [64] DONG T, LIU J, QIAN B, et al. Estimating winter wheat biomass by assimilating leaf area index derived from fusion of Landsat-8 and MODIS data[J]. *International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation*, 2016(49):63-74
- [65] JIN H, LI A, WANG J D, et al. Improvement of spatially and temporally continuous crop leaf area index by integration of CERES-Maize model and MODIS data[J]. *European Journal of Agronomy*, 2016(78):1-12
- [66] SILVESTRO P C, PIGNATTI S, PASCUCCHI S, et al. Estimating wheat yield in China at the field and district scale from the assimilation of satellite data into the Aquacrop and simple algorithm for yield (SAFY) models[J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(6):509-532
- [67] HUANG J X, SEDANO F, HUANG Y B, et al. Assimilating a synthetic Kalman filter leaf area index series into the WOFOST model to improve regional winter wheat yield estimation [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2016(216):188-202
- [68] 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(2):1-8
- [69] ZHANG Y, SHU Q D, WANG L, et al. Estimation of fuel biomass for grasslands using data assimilation technique[C]//IEEE. 2019 IEEE international geoscience and remote sensing symposium. Yokohama:2019:9988-9991
- [70] NOUVELLON Y, MORAN M S, CHEHBOUNI A, et al. Assimilating LANDSAT data in an ecosystem model for multi-year simulation of grassland carbon, water and energy budget [C]//Stein, TI. IEEE International Symposium on Geoscience and Remote sensing (IGARSS). HONOLULU: 2000: 1966-1968
- [71] HUANG X, ZHAO G, ZORN C, et al. Grass modelling in data-limited areas by incorporating MODIS data products[J]. *Field Crop Research*, 2021(271):108250

(责任编辑 刘婷婷)