中国常世信息

第30卷第4期2018年8月

综合研究

草地碳循环遥感研究进展*

辛晓平,徐大伟,何小雷,李振旺*,丁 蕾,沈贝贝,毛平平(中国农业科学院农业资源与农业区划研究所/内蒙古呼伦贝尔草原生态系统国家野外科学观测研究站,北京100081)

摘要:【目的】草地生态系统是我国最大的陆地生态系统,对维护国家生态安全和畜牧业发展有重要作用。但我国草地类型多样、地理背景复杂、覆盖度低等特点制约了在大尺度上草地的高精度监测。卫星遥感技术的应用极大地提高了我国草地监测能力,在草地碳循环、生产力、生物量等方面得到了广泛应用。【方法】文章在回顾国内外草地碳循环遥感的最新进展基础上,从草地遥感观测手段、碳循环及其关键参数(初级生产力、生物量、叶面积指数、光合有效辐射分量、光能利用率和物候)反演等方面进行了总结,阐述了各种遥感影像在草地碳循环监测中的价值,对比和分析了草地关键参数遥感监测方法优缺点及应用前景。 【结果】遥感技术的应用促进了草地碳循环监测能力的提升,结合遥感技术开展草地生态研究也是未来发展趋势。【结论】随着遥感数据的不断丰富和遥感建模及反演理论的深入发展,遥感手段将为草地生态系统研究及应用发挥更为重要的作用。

关键词: 草地生态; 遥感; 碳循环

DOI: 10.12105/j.issn.1672-0423.20180401

0 引言

草地生态系统是陆地生态系统分布最广的生态系统类型之一,在全球碳循环和气候调节中起重要作用。我国现有不同类型草地面积约4亿hm²,约占我国土地总面积的41.7%,是我国陆地最大的生态系统,对发展畜牧业、保护生物多样性和维护生态平衡有着重大的作用和价值^[1]。草地自古以来就是草地畜牧业的重要基地,占据陆地植被总生物量的36%^[2]。尤其在干旱地区,草地的生态功能和经济价值并不逊色于森林和农田^[3]。但是,我国草地主要分布于北方干旱、半干旱区,自然环境恶劣、气候条件复杂多变、生态环境脆弱^[4]。在不断加强的人类活动和气候变化影响下,草地被监测到大范围的退化、沙化现象,草地退化的面积已达40%,生产功能严重下降,对区域可持续发展和生态安全构成严重威胁。因此,客观、高效、及时地对草地生态系统进行监测和评

收稿日期: 2018-08-10

第一作者简介:辛晓平(1970—),女,汉族,甘肃天水人,博士、研究员。研究方向:草地生态遥感。Email: xinxiaoping@caas.cn

 [※] 通信作者简介: 李振旺(1988—),男,汉族,山东菏泽人,博士。研究方向: 草地生态遥感。Email:lizhenwang10@
126.com

^{*}基金项目:国家重点研发计划(2016YFC0500608,2017YFE0104500),现代农业产业技术体系建设专项资金(CARS-34)

估,提升草地生态环境监测信息获取能力,将有力促进草地畜牧业的科学管理水平,为 我国草地生态系统观测评估技术升级和草地生态保护建设重大工程实施提供有力保障。

遥感技术始于 20 世纪 60 年代初,由于其大面积同步观测、受地面条件限制少、省 时省力等特点,发展十分迅速,并广泛地应用于地质、地理、土壤、森林、草地等多个 领域。1989 年 Tueller^[5]将遥感技术应用于草地资源调查以来,极大地促进了草地遥感的发 展。随着针对不同应用领域的卫星不断发射和各种类型遥感数据的不断丰富,不仅加快了草 地宏观调查速度,也提高了草地动态变化监测的准确性和时效性。国内外学者采用多源遥 感数据及模型方法对草地开展了大量研究,在不同尺度上将其应用到草地碳循环研究中。

草地生态系统作为主要的碳储库和碳汇之一,为人类提供了多种产品和服务。而草 地碳循环遥感是遥感技术在草地观测中的主要研究领域之一,围绕草地生态系统碳素循 环系统,目前主要研究包括利用多种遥感观测手段开展草地碳储量、初级生产力、生物 量、植被冠层参数等遥感反演和监测。

1 草地生态遥感观测手段

1.1 光学遥感观测

光学遥感方法主要通过筛选对不同植被类型光谱差异极为明显的波段、利用少数几 个波段及其组合对植被类型进行识别与分类,并为评价植物长势、估计植被生物量从理 论和实践上提供可靠的保证^[6]。鉴于不同草地类型间相似的冠层结构以及光谱特征,在 仅可利用少量波段情况下,不同的草地类型和下垫面情况下经常出现"异物同谱"现象, 通过增加可利用波段的数量可以对草地物种及其生物物理参数进行更加稳健的表征。近 年来,对卫星传感器波段设置的精心设计,促进了植被更精准的监测。Worldview-3 增加 的黄色波段对成熟或垂死的植物更加敏感:哨兵2号和高分6号卫星光学传感器上配备 的红边波段对植被的含水量、叶绿素含量等变化更加敏感,可以提高植被分析的精度和 灵敏度^[7],可用于评估植物叶绿素浓度、叶面积指数和营养状况。但传统的草地遥感监 测大多采用 SPOT、Landsat 和 NOAA/AVHRR 等多光谱卫星数据,由于受数据空间分辨率 和光谱分辨率的影响,信息的提取精度仍然受到限制。从20世纪90年代开始,高光谱 遥感技术得到进一步发展。与传统遥感相比,高光谱遥感具有光谱分辨率高、波段数量 大、数据量更大等特点,而且在对植被特征参数监测方面远优于常规多光谱遥感,甚至 能完成红边特征、绿峰特征和导数光谱等常规遥感所不能完成的植被特征的计算[8]。高 光谱遥感技术已广泛应用于大尺度的草地产草量估算、草地盖度监测、草地灾害监测和 预报以及牧草的营养含量、牧草品质估测、退化草地指示草种识别等领域^[9]。

由于天气、植被生长状况、管理策略、水文过程和养分输入等因素的影响,草地影像特征在不同的物候阶段迅速变化。虽然较高的光谱分辨率能够为单一时间点草地监测提供更多的信息,但并不能适用于整个生长季以及长时间监测。通过生长季节获得的时间序列遥感影像可以为草地产草量和管理提供最大化的信息^[10]。Huang 和 Geiger^[11]研究表明加入物候信息可提高草地覆盖制图准确性。Butterfield 和 Malmström^[12]发现通过

分析不同物候阶段的生物量-NDVI关系,可以更清楚地理解草地发展动态。另一方面, 由于卫星传感器在时间分辨率、空间分辨率和光谱分辨率上的权衡^[13],较高时间分辨率 的卫星往往有较低的空间分辨率,这虽然对于大尺度草地监测是足够的,但对于集约管 理的家庭牧场仍不能提供足够的信息。开展多源光学数据的归一化和时空融合对于草地 监测十分有意义^[10]。

1.2 微波遥感观测

光学遥感数据是草地监测使用最广泛的数据,能够为草地监测提供可见光到红外波段之间的光谱信息,但这类遥感影像容易受到云雨等天气的影响,特别是在云量较多的高纬度区域,全年可获取的有效影像十分有限^[14]。而微波遥感不受天气条件的限制,有较强的云雨穿透能力,对于多云雾、多雨地区草地监测有独特的优势。当光学遥感影像无法对草地进行有效监测的情况下,利用微波替代光学遥感是一个很好的补充。

虽然微波可使用的波长数量相对有限,但主动微波卫星传感器(如合成孔径雷达, SAR)通过采用不同的采集模式、不同的极化和入射角和轨道方向,可为草地监测提供多 方位的信息。来自植被表面的反向散射信号是土壤表面、雷达系统和植被中散射体生物物 理参数的函数,基于这一过程发展了多种理论方法从反向散射信号中提取植被信息^[15]。

21世纪陆续发射了一批 SAR 卫星传感器,促进了植被信息监测。例如 TerraSAR-X 卫星可提供 1 m 分辨率的 SAR 图像,日本的 ALOS 和 ALOS-2 L 波段传感器以及欧洲航 天局的 ASAR 和 Sentinel-1C 波段平台,虽然有较低的空间分辨率,但较长的波长对植被 体积信息更敏感^[16],这些数据也被用来开展植被和草地监测。Inoue 等^[17]开展了不同波 长对植被条件的敏感性比较分析。Metz 等^[18]展示了如何结合 TerraSAR-X 和 Radarsat-2 时间序列,实现对欧洲保护地点和高自然价值栖息地的准确区分。Voormansik 等^[19]使 用 TerraSAR-X 双极化 SAR 时间序列来监测草场打草活动。Smith 和 Buckley^[20]研究发现 Radarsat-2 相对于 Landsat-5 TM 能够更成功的地区分栽培作物和草地。

光学和微波遥感各有其独特的优势,结合光学和微波传感器等多源遥感数据,开展 地表关键要素遥感定量反演与估算是遥感发展的趋势。通过建立地表参数综合观测和反 演平台,提高当前参数反演算法和产品生成方法,生成长时间序列、高精度的地表关键 要素遥感定量反演产品,为地球系统过程的研究和应用提供更为精确可靠的卫星遥感观 测数据^[15]。

2 草地冠层光合参数遥感反演

植物光合作用是草地生产力形成的基础,也是草地碳循环中重要的输入环节。草 地植物通过光合作用吸收大气中的 CO₂,将碳素转换为有机化合物并存储在植物体内。 草地生产力遥感模型研究多围绕影响光合作用的关键参数开展,主要包括叶面积指数 (LAI)、光合有效辐射分量(FPAR)、光能利用率(LUE)等。

2.1 植被冠层参数遥感反演

叶面积指数、光合有效辐射分量是重要的植被冠层参数,与植被光合作用生物物理

过程息息相关,都是草地生态系统生产力光能利用率模型的核心参数。高精度的LAI、 FPAR 反演算法和产品,是提高光能利用率模型精度、进行草地生产力准确监测的前提和 基础。目前,LAI、FPAR 遥感提取方法主要可概括为3类:经验统计法、物理模型反演 法和混合反演法。

经验统计法,可分为参数化的简单回归方法和非参数化回归方法。参数化的简单回 归方法主要是建立冠层参量(LAI、FPAR)与波段反射率或植被指数的简单回归关系, 是如今使用最广泛的 LAI、FPAR 谣感定量方法。目前运用于 LAI、FPAR 估算的植被指 数非常多,主要包括 NDVI、RVI、EVI、WDRVI、SAVI、MTVI、PVI 等。参数化的简单 回归模型形式简洁,对输入数据要求不高,计算简单易行,在小区域内可以获得较高的 精度。但随着植被类型的不同,LAI、FPAR 对植被指数的响应也发生改变,这就需要对 每种类型的植被重新确定适用的系数^[21]。另外,植被指数仅以 2~3 个波段组合作为输 入,不能充分利用传感器获得光谱信息^[22],造成经验关系容易受到土壤背景、地形、大 气状况和观测角度等因素的影响,导致结果的不确定性增加。这些因素导致了该方法普 适性较差,很难用于多植被类型的大尺度遥感影像分析^[23]。非参数化回归方法首先通过 对训练数据进行学习,然后基于数据转换(主成分分析、偏最小二乘)或机器学习(决 策树、人工神经网络、支持向量机等)等方法建立参量与输入数据间的回归关系。这种 方法能够有效地代表多变量复杂的非线性关系,能充分利用传感器获得的光谱信息,估 算精度高以及可同时对多个参量进行预测和输出预测参量的不确定区间。但非参数化回 归方法的应用依赖于训练数据,同样也很难用于包含多种传感器和植被类型的大尺度遥 感影像分析^[24]。另外,这种方法属于"黑箱"非参数算法,难以看出输入输出关联的内 在机理,当数据量大的时候运算速度较慢^[25]。

物理模型反演法。统计模型分析法形式简单,但属于经验性的,对不同的数据源 和植被类型需要不断地调整参数^[26]。因此,许多学者致力于研究出具有普适性的LAI、 FPAR 定量模型。在实际中,冠层反射率是光辐射与植被间相互作用过程的结果^[27],物 理模型方法基于植被冠层的光子传输理论来建立光谱反射率与叶片和冠层生理参数的模 型「22」。代表性的物理模型有辐射传输模型和几何光学模型。辐射传输模型通过模拟光 子在叶片或冠层中的辐射传输过程,来建立光谱反射或透射特征与叶片或冠层结构参数 的关系。借助于冠层反射率模型,可以从机理上很好地模拟光辐射在一定介质,如大气 和植被中的传输过程。用于反演 LAI 的光学模型比较多,而 FPAR 则是仅次于 LAI、叶绿 素含量等所衍生的二级植被生理参数^[28]。常用的叶片辐射传输模型包括 PROSPECT^[29]、 LIBERTY 等; 冠层辐射传输模型有 SAIL、FLIGHT^[30]和 SCOPE^[31]等。几何光学模型 是从几何光学的角度模拟光子在植被冠层中的传输过程,主要考虑植株的几何结构和冠 层的二向性反射特征。代表性几何光学模型包括 Li-Strahler GOMS 几何光学模型^[32]和 4-scale 模型^[33]。利用物理模型从卫星观测的地表反射率估算模型参数值,实质上是通过 最优化方法设定目标函数,使得模型模拟的地表反射率与遥感观测实现最佳匹配,从而 实现参数反演。目前最常用的最优化方法是查找表(LUT)方法,该方法基于设定的植 被、背景和观测状况,模拟各种目标参量条件下的冠层反射率,通过匹配卫星观测的冠

层反射率与模拟的冠层反射率,反查出最佳匹配的目标参量^[26,34]。物理模型方法有较强的理论基础,针对不同的植被类型有更好的普适性。但物理模型一般参数众多,一些参数获取较为困难,在反演过程中部分反函数存在病态反演问题,会导致反演结果存在很大不确定性^[34]。另外,由于复杂模型的参数在反演过程中要保持模型本身精度需要长时间计算,难以应用于大区域反演。

混合模型。查找表方法简化了复杂的物理模型,但是通常为了达到理想的反演精度, 查找表的维度需要足够大,应用于大区域时非常耗时,并且还可能出现"一题多解"的 病态反演现象。机器学习方法通过选择训练样本对物理模型模拟输入目标参量及输出冠 层反射率进行训练,将物理模型简化为简单的黑箱模型对非线性函数高效、精确地求解, 从而实现模型参数的高效反演^[22, 24, 35]。混合模型反演中仅引入关键参数信息,将次要 信息集中在网络训练中,因而混合模型更加高效^[36]。Bacour等^[28]首次耦合使用 ANNs 和冠层与大气辐射传输模型生成了全球 MERIS 植被参量产品(LAI、FPAR、Fcover)。随 后,欧洲 CYCLOPES 和 GEOLAND2 产品也采用混合模型来生成全球遥感产品^[36-37]。

2.2 草地光能利用率(LUE)遥感反演

光能利用率是植被光合作用的重要概念,也是区域尺度植被生产力遥感模型的关键 参数,准确地估计 LUE 对于碳循环研究有重要的意义^[38]。植被叶片截获的光合有效辐射 在植物体内有 3 个去向^[39]:一部分被用于叶片光合作用,从光能转化为化学能并储存在 碳水化合物中;一部分通过叶绿素的荧光辐射再次将光子发射到外部空间中;此外,当 叶片拦截了超过实际所需的过多光能时,叶片自身也具有光保护机制,会将多余的辐射 能量以热能的形式消散。针对上述 3 个光能利用途径,LUE 遥感反演方法可分为基于光 合产物的光能利用率反演、基于叶绿素荧光的光能利用率反演和基于植被指数的光能利 用率反演。

其中,基于光合产物的光能利用率反演又因测量手段不同分为直接(涡度相关法) 和间接(基于环境胁迫因子的光能利用率反演)2种反演途径。涡度相关技术是目前唯一 直接测算生态系统碳通量的可行方法。通过通量塔测量估算的总初级生产力(GPP)和地 面实测植被冠层 FPAR 和 PAR 值,利用光能利用率模型可以估算植被的光能利用率。涡 度相关技术可以提供用以准确估算 LUE 的数据基础,同时为植被 LUE 时空变化分析和模 型估算结果提供验证数据。但由于涡度数据仅在有限站点获取,涡度相关通量观测塔的 观测足迹空间尺度大约是1km²,无法应用到大尺度的光能利用率反演中。

基于环境胁迫因子反演光能利用率考虑在理想条件下植物有一个最大的光能利用率 将太阳能转化为化学能。在现实条件下,由于水分、温度以及其他环境因子对植被光能 利用效率的限制,利用温度、水分等胁迫因子将最大光能利用率调整到实际光能利用率。现 有光能利用率模型中环境胁迫因子主要考虑的是水分、CO₂和温度等因子^[40]。Potter等^[41]提 出的 CASA 模型中认为所有植被类型的最大光能利用率相同,用于计算实际光能利用率 的环境胁迫因子分别为温度胁迫因子和土壤湿度胁迫因子。Prince 和 Goward^[42]提出的 GLO-PEM 模型,将植物分为 C3 和 C4 两大类型分别对应不同的最大光能利用率,环境 胁迫因子也包括温度胁迫因子和土壤湿度胁迫因子。MODIS GPP 产品也采用了基于环境 胁迫因子的光能利用率反演方法^[43],在 MOD17 算法模型中,每种植被类型对应不同的 最大光能利用率,各植被类型的实际光能利用率值为最大光能利用率、日最低温度和饱 和水气压差的乘积。

基于植被指数的光能利用率反演是近几年研究热点,其中光化学植被指数(PRI)在 直接估计实际光能利用率方面具有极大的潜力^[44-45]。自PRI与LUE的相关性由Gamon 等^[44]发现以来,大量针对PRI与LUE关系的研究不断涌现。Garbulsky等^[46]和Zhang 等^[47]总结了1995—2015年期间关于PRI和LUE关系研究文献发现:在叶片尺度,冠 层尺度以及景观尺度上PRI与LUE均存在一定的相关关系,PRI在叶片尺度,冠层尺 度以及景观尺度上分别可以解释42%,59%和62%的LUE变化。并且PRI-LUE关系 在日变化上要好于季节尺度的变化。同时影响PRI和LUE之间关系的因素有很多,在叶 片尺度上可能受到类胡萝卜素和叶绿素含量之比等干扰,叶片尺度上的PRI-LUE关系还 需要考虑物种和生长阶段等因素^[44-45];冠层尺度上的PRI-LUE关系会受到太阳天顶角、 观测角、冠层结构(LAI,叶倾角)等众多因素影响,这使得PRI的应用受到很大的局 限^[48];景观尺度上,除了观测角度和冠层结构会影响PRI-LUE关系外,多物种混合的 生态系统也会减弱PRI-LUE关系。总体来说,PRI在反演LUE上表现出了一定的潜力, 后续研究可以通过消除冠层结构和观测角度信息、加入气候因子以及结合荧光数据来加 强 PRI-LUE关系^[45, 49]。

基于叶绿素荧光的光能利用率反演是指利用植被叶绿素发射的荧光反射信号来建 立与光能利用率的关系。被动遥感监测叶绿素荧光主要使用红光和近红外区域(通常 在 685~690 nm 和 730~740 nm)的反射信号。主要原理为:到达地表的太阳光谱曲线由 于受到了太阳和地球大气的吸收存在许多细小的暗线,被称为夫琅和费暗线。而自然光 照下激发的植被叶绿素荧光能够将这些夫琅和费暗线填充到一定程度,通过比较特定波 长的入射辐亮度光谱和植被反射辐亮度光谱,就可获得该波段植被荧光发射辐亮度光谱 值^[50-51]。现如今,全球已出现多个荧光产品,如 GOSAT、GOME-2、OCO-2等^[50-55]。 利用中国 TanSat 卫星,中国科学家也成功获得全球叶绿素荧光产品。研究结果表明,荧 光数据与 LUE 和 GPP 有更好的相关性关系^[56-57],但这种关系也会受到叶片结构和光强 度的影响^[58]。另外,自然太阳光照明条件下植被发射的叶绿素荧光信号较弱,遥感观测 到的荧光信号易受到大气和地表条件的影响,利用叶绿素荧光技术反演植被 LUE 和生产 力仍然存在挑战。

3 草地生产力与生物量监测

草地生产力直接反映特定区域和环境条件下草地植被的生产能力,表征了草地 生态系统的生长特征和健康状况。作为陆地碳循环的开始,植被初级生产力(GPP和 NPP)是判定碳源/汇和生态调节过程的主要因子,在全球变化及碳平衡中起着重要作 用^[59-60]。草地生物量是整个草地生态系统运行的物质来源和能量基础,是评价草 地生态系统结构和基本功能的一项重要指标,也是研究草地第一生产力的基础参

数^[61]。

3.1 初级生产力遥感模型

为了准确模拟植被生产力动态变化,国内外学者从不同角度开发了各种生产力模 型〔60〕。由于数据资料以及对生态环境考虑因素的不同,生产力模型之间对不同调控因 子的侧重点有很大差别,模型在方法和复杂度上也显著不同^[62]。自 20 世纪 90 年代以 来,随着全球不同时空分辨率的遥感影像数据体系形成,众多基于遥感数据的植被生产 力模型得以发展。基于植被指数的统计谣感模型是最早发展起来的用于估算和模拟区域 植被生产力的一种方法,通过建立遥感数据(主要是各种植被指数,如NDVI、EVI和 PRI 等)和地面观测的植被生产力数据的统计关系,估算区域的植被生产力。虽然统计 模型能够在一定程度上估算区域植被生产力,但植被生产力不仅取决于植被自身的发展 情况,还受到外部环境要素的影响,因此在全球尺度和时空预测上都很难推广。基于遥 感方法的光能利用率模型,由于其机理过程简单,能够反应生态系统过程在不同时间和 空间上的一致性和相似性,提高了生态过程预测的空间和时间连续性,已经成为模拟和 评估现实条件下区域和全球植被生产力的主要研究方向。如今发展了众多应用于区域和 全球的光能利用率遥感模型,如 CASA 模型^[41]、GLO-PEM 模型^[42]、EC-LUE 模型^[63]、 VPM 模型^[64-65]和 CFlux 模型^[66]等。同时出现了多个全球 GPP 遥感产品,包括 MODIS NPP 和 GPP 产品(MOD17)^[43, 67]、VPM GPP 产品^[68]和 BESS GPP 产品^[69]等。然而由 于不同产品使用不同模型、输入参数以及数据源,导致产品间存在显著差异。Zhao 等^[70] 对比了 MODIS GPP 和 NPP 产品对 3 种不同来源的气象数据的敏感性,发现不同来源气 象输入数据会为 GPP 和 NPP 估算带来较大误差,使用3 套气象数据估算全球 NPP 总量 差异大于 20 Pg C · yr⁻¹。不同模型结构也会导致光能利用率模型模拟植被生产力产生较 大误差。例如 MODIS 产品中 FPAR 参数采用的是 MODIS FPAR 产品, VPM 产品中采用 MODIS EVI 产品。VPM 产品中水分限制因子使用了陆表水体指数(LSWI)来替代 MODIS 产品中涉及土壤和气象因子的复杂计算过程。Dong 等^[71] 对比了4 种光能利用率模型 和 MODIS GPP 产品在干旱条件下模拟结果的准确性,发现 MODIS GPP 产品在干旱条件 下有明显的高估, VPM GPP 算法由于使用对干旱条件更敏感的参数因子, 对干旱条件 下生产力模拟有了较大提升。考虑到不同气候区和草地类型对环境因子响应的巨大时空 差异,利用单一结构的光能利用率模型模拟全球尺度植被生产力能力仍有诸多不足和缺 陷。未来可通过考虑物候、散射光、有云环境和遥感信号的饱和情况来改进草地生产力 模拟。

另外,通过耦合生态系统过程模型和遥感参数模型是一种新近发展起来的生产力遥 感估算方法,主要有驱动法和同化法2种方法^[72]。驱动法是指将遥感反演得到的参数值 (如LAI)直接代入过程模型中驱动模型运行。同化法是在过程模型模拟植被生产力过程 中,应用同化算法不断融合新的遥感观测数据对植被生产力进行估算的方法。遥感和生 态系统过程耦合模型结合了遥感数据和过程模型的优点,实现了遥感数据与气象等资料 的兼容,从机理上解释了植物的生长发育机制,具有较明确的物理意义,为草地生产力 估算提供了一个新的发展方向^[73]。

3.2 草地生物量遥感估计

由于遥感影像反映的是植被地上部分的信息,目前针对植被生物量的遥感监测主 要集中在地上部分,对地下部分生物量监测还存在非常大的困难。广泛应用于草地地 上生物量遥感估测的模型主要有统计模型和物理模型^[74]。统计模型法是根据地面生物 量与遥感图像上对应位置的反射光谱特征进行回归拟合计算生物量的方法。最初的生物 量遥感反演是利用遥感影像单波段数据进行回归建模估算的^[75], Pearson 等^[76]发现光谱 反射率与样方实测生物量之间高度相关, 在 0.68 nm 波段光谱反射率和生物量之间呈负相 关。随着 NDVI 等植被指数出现,利用植被指数反演草地生物量被广泛使用,这种方法 利用2个或多个波段组合来建立与草地生物量的关系,提高了草地生物量估算精度。辛 晓平等^[77]利用 MODIS NDVI 数据反演了 1982—2003 年我国草地生物量,并分析了此 阶段生物量空间格局变化特征及其与气候变化的关系。利用单波段或植被指数方法运算。 简便,但不能充分利用传感器获得的光谱信息,易受大气、土壤、传感器性能、太阳角 度等一系列因素的影响^[78]。虽然在特定研究条件下植被指数和草地生物量之间有显著 的关系,但这些关系是针对特定区域或时间条件下的,并不能适用于其他区域或季节条 件。随着神经网络、支持向量机等机器学习算法的发展,这种方法也被广泛用于草地生 物量估算中。该方法通过建立草地生物量与草地光谱信息间复杂的非线性关系,充分利 用传感器获得的光谱信息,提高了草地生物量估算精度。Xie 等^[79]对比了人工神经网 络和多元线性回归在反演锡林郭勒典型草原地上生物量的精度、发现人工神经网络方法 精度远高于后者。在草地生物量与遥感因子相关性不显著的情况下,机器学习是建立草 地生物量非线性遥感模型的可靠方法,但其缺点是"黑箱操作",模型缺乏生物物理意 义[80]。

为了克服统计模型的缺陷,发展了基于植被冠层的光子传输理论的物理模型,如辐射传输模型、几何光学模型等。这种方法通过模拟光辐射与植被间相互作用过程由遥感信息估算生物量,Quan等^[81]利用 Landsat 影像和 PROSAIL 模型反演了青海湖流域草地地上生物量,并得到了较好的结果。物理模型反演草地生物量的最大优势在于有明确的物理意义,不会受到不同植被类型的影响,因而具有较好的普适性。但物理模型也存在不收敛和比较耗时等缺点,限制了模型在大尺度上的应用。

利用雷达遥感手段(合成孔径雷达(SAR)和激光雷达(LIDAR)等)进行草地生物量的反演估算是目前较为新颖的方法。雷达数据具有全天时、全天候等特点,不会受到气候因素的影响,并且对地物目标具有一定的穿透能力,在草地资源研究领域中,是一个极为重要的遥感数据信息源^[82]。被动光学影像主要反映的是植被冠层信息,对于植被垂直方向上的信息反映不足。而主动雷达遥感采取侧视成像,能够充分反映植被的结构特征,为生物量的估测提供了最大保证^[83]。由于地表参数有多变性、复杂性的特点,单波段单极化已经难以精确反演地表参数信息,多波段多极化的数据也越来越多地应用到生物量的反演中来^[84]。反演方法主要是利用经验、半经验模型建立植被生物量与雷达后向散射系数之间线性或者非线性关系来实现^[85]。目前雷达技术开展植被生物量反演主要集中在森林生态系统,由于草地冠层高度较低、组成结构复杂等原因,在草地生物量

反演中应用较少。Wang 等^[86]利用激光雷达反演了呼伦贝尔草甸草原不同放牧梯度下的 生物量,结果发现通过结合高度和覆盖度信息能有效提高草地生物量反演精度。主动雷 达遥感数据虽然具有一定的穿透植被冠层的能力,能够获得植被的冠层结构信息,但受 到下垫面的影响很大。而光学遥感数据在特定波段可以有效抑制土壤和大气等对植被参 数反演的影响。因此,结合被动光学遥感数据与主动雷达遥感数据进行协同使用,将能 在很大程度上填补仅单独使用某一种遥感数据源反演时的不足和缺陷,提高植被生物量 反演精度^[87-88]。

4 草地物候信息提取

物候是动植物发育或生活周期随季节变化的现象^[89]。草地物候变化反映了草地生态 系统对地球气候与水文系统季节和年际变化的响应^[90],开展草地物候研究不仅有助于增 进草地对气候变化响应的理解,而且对提高气候 – 植被之间物质与能量交换的模拟精度, 准确评估草地生产力与全球碳收支均具有重要意义^[91]。

传统的草地物候研究以野外观测为基础,通过人工观测或站点仪器自动测量来记录 物候时间变化,这种方法虽然简单易行,但主要针对的是个体水平上的单株植被,难以 进行区域物候时空分析。遥感技术的发展实现了从地区到全球尺度的植被群落物候与气 候变化互作过程研究。植物物候遥感监测主要利用时间序列植被指数,如 NDVI、EVI 和 植被物候指数(PPI)等。NDVI 是目前应用最广泛的植被指数,该指数利用红色和近红 外波段使之对叶绿素敏感^[92],从而能够灵敏地监测植被的长势特征。但 NDVI 在高生物 量地区易饱和,易受植被冠层和土壤背景信息、双向反射等的影响。EVI 对植物形态和冠 层结构等信息响应敏感,从而有效提高了高生物量地区植被长势的监测精度,同时加入 了对背景信息修正的参数,消除了大部分土壤背景信息的影响,采用蓝光波段进行计算 以减少大气中气溶胶影响^[93]。EVI 数据合成时优先选择无云干扰且传感器视角小的像元, 其数据质量与其他植被指数相比更好,如现有 MODIS 和 VIIRS 物候产品就是基于 EVI 生 产的。

全球研究学者发展了多种方法从时间序列植被指数数据中提取植被物候参数。目前 包括三大类常用方法:阈值法、曲线特征法和数学分析法^[94]。阈值法是利用植被指数达 到某一阈值时所对应的日期确定植被物候期,应用较为广泛。根据阈值设定方法的不同, 可分为固定阈值法、动态阈值法和多参量阈值法。曲线特征法是对经过函数拟合得到的 时间序列遥感数据曲线进行分析,根据其变化特征来获取植被物候参数,包括 Logistic 函 数法、最大变化斜率法、曲率变化极值法和滑动平均法等。数学分析法是通过数学模型 或数学变换手段来提取包含在时序遥感数据中的植被物候信息,代表性方法有主成分分 析法、傅里叶谐波分析法和累积频率法等。

综观全球,多样化的遥感平台、不断改进的传感器类型以及计算机技术将成为植物物候及其变化响应机制研究的技术基础,这也是今后发展的必然趋势。我国草地生态系统分布较广,草地植被类型多样,同时目前的遥感物候监测方法还面临着数据分

辦率不高、噪声干扰因素较多、物候期识别方法普适性较低、物候研究结果验证不充分 等诸多难题,在很大程度上制约了遥感物候监测的深入发展^[95]。接下来应加强各种遥 感数据源的应用,针对不同的草地类型甄选适用于特定地区草地物候遥感监测的最佳 算法。

5 草地生态遥感测量中的热点问题

传统草地地面调查方法费时耗力,空间上具有极大的局限性,而遥感技术适应大面 积的快速观测与信息提取,在草地监测方面具有极大应用优势,但需要地面数据来提高 信息提取精度并对结果进行验证,因此,遥感方法通常需结合地面调查来开展研究,而 地面调查通常作为遥感提取地物或模型反演提供参数,或者为遥感地面验证提供验证数 据。草地生态学与遥感技术的结合过程中,尺度问题及遥感数据与生态模型同化是研究 的热点问题。

5.1 生态遥感测量中的尺度问题

尺度问题是生态学、地理学研究的核心问题之一,具有一定的复杂性和多样性。尺度问题在很多生态学研究领域中都有涉及,如景观结构与动态、土地利用与土地覆被、 生物地球化学循环、全球变化等^[96-98]。而在遥感物理建模和遥感数据应用上也有尺度问 题,科学有效的尺度选择和尺度转换方法不可或缺^[99]。目前的研究主要包括尺度效应、 尺度转换等。

尺度效应问题被人们关注由来已久,是指研究对象随着观测尺度的变化而表现出的 不同变化规律^[100],辛晓平等研究了9年草地恢复演替系列中斑块边界形状和斑块面积 分布动态,指出斑块的面积分布格局在不同的尺度上有不同的自相似规律^[101]。遥感科学 要研究的尺度效应问题主要包括遥感信息和遥感模型的尺度效应问题;遥感信息提取最 佳尺度选择的问题;遥感信息的尺度转换多尺度遥感信息协同应用问题^[102-103]。尺度转 换是指利用某一尺度上获得的信息和知识来推测其他尺度上发生的现象和过程的方法与 手段^[104]。在应用不同尺度的遥感数据时,尺度转换显得格外重要,彭晓鹃等^[105]指出 在遥感尺度转换研究中,需要解决的问题主要包括如何有效地将遥感数据和信息从一种 尺度转换为另一种尺度;原始数据和信息经过尺度转换后,出现何种信息的损失或效应; 如何评价尺度转换的效果。按照转换的方向,可分为尺度上推与尺度下推,尺度上推是 指将小尺度的信息推绎到大尺度的过程;尺度下推是指将大尺度的信息推绎到小尺度上 ^[106]。尺度转换方法多种多样,在生态学中,主要有空间分析法、相似性分析、基于动态 模型的尺度上推、基于经验型统计模型和嵌套动态模型等;在地理学和空间分析研究中, 主要有图示法、回归分析法、半变异函数法、自相关分析法、谱分析法、分形法、小波 分析法等^[107]。

5.2 遥感数据与生态模型同化

模型模拟和观测是两种获得地表信息的手段,有着各自的优势和缺点,模型能够提供时间和空间上的连续模拟,但通常都包含了复杂的参数;观测能够获得在观测时刻和

所代表的空间上的"真值",但空间及时间上的外推往往具有较大的困难^[108]等。数据同 化是指在考虑数据时空分布以及观测场和背景场误差的基础上,在数值模型的动态运行 过程中融合新的观测数据方法^[109]。数据同化通过在模型中不断融入新的观测数据,可以 逐渐校正模型模拟预测的轨迹,使之更加接近真实的轨迹,提高模型模拟预测精度,获 取更加精确一致的状态量^[110]。通过数据同化可以获得时空连续、高时空分辨率、大空间 尺度和长时间周期的更为精确的数据^[111]。数据同化对提高数据利用效率,扩充模型数据 来源,优化模型结果具有十分积极的意义。

当前,主要的数据同化算法包括最优插值法、变分法(包括三维变分法、四维变分法)、卡尔曼滤波、集合卡尔曼滤波^[109]以及近年发展起来的基于贝叶斯理论的粒子滤波 算法和层状贝叶斯模型等^[112],不同的算法具有相应的应用。如何明珠利用 MODIS LAI 数据、站点实测气象和通量数据,构建了两叶光能利用率模型,将 MODIS LAI 与两叶光 能利用率模型估算的 LAI 利用集合卡尔曼滤波进行同化,进一步改进了 GPP 的模拟效果 ^[113];姜志伟等通过粒子滤波同化方法结合 CERES-Wheat 作物模型,构建的作物模型同 化系统能够利用作物关键生育期内观测 LAI 数据,较好地校正模型状态轨迹,显著提高 作物产量模拟预测精度^[114]。

6 结论

草地是陆地生态系统分布最广的生态系统类型之一,在全球碳循环和气候调节中起 重要作用。但过去几十年草地生态系统的调节作用被严重低估,草地生态系统与气候变 化关系研究受关注程度远不如森林和农田生态系统。同时,草地一般分布于干旱、半干 旱气候区,自然环境恶劣、气候条件复杂多变、生态环境脆弱以及人类活动干扰和过度 利用使得草地出现大范围的退化沙化现象,这进一步增加了我国草地生态系统碳评估研 究的难度。遥感技术的应用促进了草地监测能力的提升,结合遥感技术开展草地生态研 究也是未来发展趋势。随着高时空分辨率与高光谱遥感技术的不断发展,先进的传感器 技术和多种数学模型的日益成熟,微波遥感、无人机技术等被广泛用于草地遥感的监测 中,遥感学者们在草地遥感数据获取、碳循环监测方法上不断取得显著进展。但是目前 很多方法都是针对特定的传感器或地理背景下发展起来的,不同模型和算法的普适性和 推广还有待进一步发展,草地碳循环遥感相关理论和方法、尺度问题、多源遥感数据融 合和协同反演等方面还需持续加强。随着遥感数据不断丰富和更新,模型及算法的深入 发展,草地碳循环遥感技术将会得到进一步深入应用,草地生态遥感的发展面临着重大 的发展机遇。

参考文献

- [1] 谢高地,张钇锂,鲁春霞,等.中国自然草地生态系统服务价值.自然资源学报,2001,16(1):47~53.
- [2] 朴世龙,方精云,贺金生,等.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.
- [3] 张新时.草地的气候-植被关系及其优化生态-生产范式.2000年中国草地的环境效益研讨会.北京,2000: 13~30.

- [4] 邹亚荣,张增祥,赵晓丽,等.GIS支持下我国干旱区草地资源动态分析.环境科学研究,2003,16(1):19~22,26.
- [5] Tueller P T.Remote sensing technology for rangeland management applications. Journal of Range Management, 1989, 42(6): 442~453.
- [6] 陈述彭.环境监测与卫星遥感.地球信息,1998(1):56~59.
- [7] Pinar A, Curran P J.Technical Note Grass chlorophyll and the reflectance red edge.*International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(2): 351~357.
- [8] Clevers J G P W, van der Heijden G W A M, Verzakov S, et al.Estimating grassland biomass using SVM band shaving of Hyperspectral data. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2007, 73(10): 1141~1148.
- [9] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用. 北京: 高等教育出版社, 2000.
- [10] Ali I, Cawkwell F, Dwyer E, et al.Satellite remote sensing of grasslands: from observation to management. Journal of Plant Ecology, 2016, 9(6): 649~671.
- [11] Huang, C Y, Geiger E.Climate anomalies provide opportunities for large-scale mapping of non-native plant abundance in desert grasslands. *Diversity and Distributions*, 2008, 14(5): 875~884.
- [12] Butterfield H S, Malmström C M.The effects of phenology on indirect measures of aboveground biomass in annual grasses. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(12): 3133~3146.
- [13] Wu H, Li Z.Scale issues in remote sensing: A review on analysis, processing and modeling. Sensors, 2009, 9(3): 1768.
- [14] 丁守国, 赵春生, 石广玉, 等. 近 20 年全球总云量变化趋势分析. 应用气象学报, 2005, 16(5): 670~677, 706.
- [15] 施建成, 杜阳, 杜今阳, 等. 微波遥感地表参数反演进展. 中国科学: 地球科学, 2012, 42 (6): 814~842.
- [16] Barrett B, Nitze I, Green S, et al.Assessment of multi-temporal, multi-sensor radar and ancillary spatial data for grasslands monitoring in Ireland using machine learning approaches. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 152: 109~124.
- [17] Inoue Y, Kurosu T, Maeno H, et al.Season-long daily measurements of multifrequency (Ka, Ku, X, C, and L) and full-polarization backscatter signatures over paddy rice field and their relationship with biological variables. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 81(2): 194~204.
- [18] Metz A, Schmitt A, Esch T, et al.Synergetic use of TerraSAR-X and Radarsat-2 time series data for identification and characterization of grassland types-A case study in Southern Bavaria, Germany.2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2012: 3560~3563.
- [19] Voormansik K, Jagdhuber T, Olesk A, et al. Towards a detection of grassland cutting practices with dual polarimetric TerraSAR-X data. International Journal of Remote Sensing, 2013, 34(22): 8081~8103.
- [20] Smith A M, Buckley J R.Investigating RADARSAT-2 as a tool for monitoring grassland in western Canada. Canadian Journal of Remote Sensing, 2011, 37(1): 93~102.
- [21] Cristiano P M, Posse G, Bella C M D, et al.Uncertainties in fPAR estimation of grass canopies under different stress situations and differences in architecture. *International Journal of Remote Sensing*, 2010, 31(15): 4095~4109.
- [22] 刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 等. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望. 地球信息科学学报, 2013, 15(5): 734~743.
- [23] Qi J, Kerr Y H, Moran M S, et al.Leaf area index estimates using remotely sensed data and BRDF models in a semiarid region.*Remote Sensing of Environment*, 2000, 73(1): 18~30.
- [24] Verrelst J, Camps-Valls G, Muñoz-Marí J, et al.Optical remote sensing and the retrieval of terrestrial vegetation biogeophysical properties - A review. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 108: 273~290.
- [25] 梁顺林,程洁,贾坤,等.陆表定量遥感反演方法的发展新动态.遥感学报,2016,20(5):875~898.
- [26] Darvishzadeh R, Skidmore A, Schlerf M, et al.Inversion of a radiative transfer model for estimating vegetation LAI and chlorophyll in a heterogeneous grassland. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(5): 2592~2604.
- [27]董泰锋,蒙继华,吴炳方.基于遥感的光合有效辐射吸收比率(FPAR)估算方法综述.生态学报,2012,32(22): 7190~7201.
- [28] Bacour C, Baret F, Béal D, et al.Neural network estimation of LAI, fAPAR, fCover and LAI × Cab, from top of canopy MERIS reflectance data: Principles and validation.*Remote Sensing of Environment*, 2006, 105(4): 313~325.
- [29] Jacquemoud S, Baret F.PROSPECT: A model of leaf optical properties spectra. Remote Sensing of Environment, 1990, 34(2): 75~91.
- [30] North P R J.Three-dimensional forest light interaction model using a Monte Carlo method. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1996, 34(4): 946~956.
- [31] van der Tol C, Verhoef W, Timmermans J, et al.An integrated model of soil-canopy spectral radiances, photosynthesis, fluorescence, temperature and energy balance. *Biogeosciences*, 2009, 6(12): 3109~3129.
- [32] Li X, Strahler A H.Geometric-optical modeling of a conifer forest canopy. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1985, GE-23(5): 705~721.

- [33] Chen J M, Leblanc S G.A four-scale bidirectional reflectance model based on canopy architecture. IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing, 1997, 35(5): 1316~1337.
- [34] Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, et al.Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1): 214~231.
- [35] Liang L, Di L, Zhang L, et al.Estimation of crop LAI using hyperspectral vegetation indices and a hybrid inversion method. Remote Sensing of Environment, 2015, 165: 123~134.
- [36] Baret F, Hagolle O, Geiger B, et al.LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1: Principles of the algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 110(3): 275~286.
- [37] Baret F, Weiss M, Lacaze R, et al.GEOV1: LAI and FAPAR essential climate variables and FCOVER global time series capitalizing over existing products.Part1: Principles of development and production.*Remote Sensing of Environment*, 2013, 137: 299~309.
- [38] Cramer W, Kicklighter D W, Bondeau A, et al.Comparing global models of terrestrial net primary productivity (NPP): overview and key results. *Clobal Change Biology*, 1999, 5(S1): 1~15.
- [39] Demmig-Adams B.Carotenoids and photoprotection in plants: A role for the xanthophyll zeaxanthin. Biochimica et Biophysica Acta (BBA)-Bioenergetics, 1990, 1020(1): 1~24.
- [40] Hilker T, Coops N C, Wulder M A, et al. The use of remote sensing in light use efficiency based models of gross primary production: A review of current status and future requirements. *Science of the Total Environment*, 2008, 404(2): 411~423.
- [41] Potter C S, Randerson J T, Field C B, et al. Terrestrial ecosystem production: A process model based on global satellite and surface data. *Global Biogeochemical Cycles*, 1993, 7(4): 811~841.
- [42] Prince S D, Goward S N.Global primary production: A remote sensing approach. Journal of Biogeography, 1995, 22(4/5): 815~835.
- [43] Running S W, Nemani R R, Heinsch F A, et al.A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *BioScience*, 2004, 54(6): 547~560.
- [44] Gamon J A, Peñuelas J, Field C B.A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency. Remote Sensing of Environment, 1992, 41(1): 35~44.
- [45] 陈晋, 唐艳鸿, 陈学泓, 等. 利用光化学反射植被指数估算光能利用率研究的进展. 遥感学报, 2008, 12(2): 331~337.
- [46] Garbulsky M F, Peñuelas J, Gamon J, et al. The photochemical reflectance index (PRI) and the remote sensing of leaf, canopy and ecosystem radiation use efficiencies: A review and meta-analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(2): 281~297.
- [47] Zhang C, Filella I, Garbulsky M, et al.Affecting factors and recent improvements of the photochemical reflectance index (PRI) for remotely sensing foliar, canopy and ecosystemic radiation-use efficiencies. *Remote Sensing*, 2016, 8(9): 677.
- [48] Barton C V M, North P R J.Remote sensing of canopy light use efficiency using the photochemical reflectance index: Model and sensitivity analysis. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 78(3): 264~273.
- [49] Wu C, Huang W, Yang Q, et al.Improved estimation of light use efficiency by removal of canopy structural effect from the photochemical reflectance index (PRI). Agriculture, Ecosystems & Environment, 2015, 199: 333~338.
- [50] Frankenberg C, Butz A, Toon G C.Disentangling chlorophyll fluorescence from atmospheric scattering effects in O₂ Aband spectra of reflected sun- light. *Geophysical Research Letters*, 2011, 38: L03801.
- [51] 程占慧, 刘良云. 冠层光能利用率的叶绿素荧光光谱探测. 遥感学报, 2010, 14(2): 356~371.
- [52] Frankenberg C, Fisher J B, Worden J, et al.New global observations of the terrestrial carbon cycle from GOSAT: Patterns of plant fluorescence with gross primary productivity. *Geophysical Research Letters*, 2011, 38: L17706.
- [53] Guanter L, Frankenberg C, Dudhia A, et al.Retrieval and global assessment of terrestrial chlorophyll fluorescence from GOSAT space measurements. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 121: 236~251.
- [54] Joiner J, Guanter L, Lindstrot R, et al.Global monitoring of terrestrial chlorophyll fluorescence from moderate-spectralresolution near-infrared satellite measurements: methodology, simulations, and application to GOME-2.Atmospheric Measurement Techniques, 2013, 6(10): 2803~2823.
- [55] Frankenberg C, O'Dell C, Berry J, et al.Prospects for chlorophyll fluorescence remote sensing from the Orbiting Carbon Observatory-2.Remote Sensing of Environment, 2014, 147: 1~12.
- [56] Wagle P, Zhang Y, Jin C, et al.Comparison of solar- induced chlorophyll fluorescence, light- use efficiency, and processbased GPP models in maize. *Ecological Applications*, 2016, 26(4): 1211~1222.
- [57] Zhang Y, Xiao X, Jin C, et al.Consistency between sun-induced chlorophyll fluorescence and gross primary production of vegetation in North America. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 183: 154~169.

- [58] MacBean N, Maignan F, Bacour C, et al.Strong constraint on modelled global carbon uptake using solar-induced chlorophyll fluorescence data. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 1973.
- [59] Lieth H.Historical survey of primary productivity research.In: Lieth H, Whittaker RH, editors. Primary Productivity of the Biosphere.Berlin, Heidelberg; Springer Berlin Heidelberg, 1975: 7~16.
- [60] 袁文平,蔡文文,刘丹,等.陆地生态系统植被生产力遥感模型研究进展.地球科学进展,2014,29(5):541~550.
- [61] 姜恕. 草地生态研究方法. 北京: 农业出版社, 1988.
- [62] 孙睿,朱启疆. 陆地植被净第一性生产力的研究. 应用生态学报, 1999, 10(6): 757~760.
- [63] Yuan W, Liu S, Zhou G, et al.Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes. Agricultural and Forest Meteorology, 2007, 143(3): 189~207.
- [64] Xiao X, Zhang Q, Braswell B, et al.Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 91(2): 256~270.
- [65] Xiao X, Zhang Q, Hollinger D, et al.Modeling gross primary production of an evergreen needle leafforest using MODIS and climate data. *Ecological Applications*, 2005, 15(3): 954~969.
- [66] King D A, Turner D P, Ritts W D.Parameterization of a diagnostic carbon cycle model for continental scale application. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(7): 1653~1664.
- [67] Zhao M, Heinsch F A, Nemani R R, et al.Improvements of the MODIS terrestrial gross and net primary production global data set. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 95(2): 164~176.
- [68] Zhang Y, Xiao X, Wu X, et al.A global moderate resolution dataset of gross primary production of vegetation for 2000~2016.Scientific Data, 2017, 4: 170165.
- [69] Ryu Y, Baldocchi D D, Kobayashi H, et al.Integration of MODIS land and atmosphere products with a coupled- process model to estimate gross primary productivity and evapotranspiration from 1 km to global scales. *Global Biogeochemical Cycles*, 2011, 25: GB4017.
- [70] Zhao M, 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.
- [71] Dong J, Xiao X, Wagle P, et al.Comparison of four EVI-based models for estimating gross primary production of maize and soybean croplands and tallgrass prairie under severe drought.*Remote Sensing of Environment*, 2015, 162: 154~168.
- [72] 王继燕,李爱农,靳华安.湿地植被净初级生产力估算模型研究综述.湿地科学,2015,13(5):636~644.
- [73]张美玲,蒋文兰,陈全功,等.草地净第一性生产力估算模型研究进展.草地学报,2011,19(2):356~366.
- [74]马维维. 草地类型及其品质参数的遥感反演方法研究. 上海:中国科学院研究生院(上海技术物理研究所), 2015.
- [75] 夏景新. 草地生物量估测的遥感方法. 中国草原, 1987(2): 53~57.
- [76] Pearson R L, Tucker C J, Miller L D.Spectral mapping of shortgrass prairie biomass. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 1976, 42(3): 317~323.
- [77] 辛晓平,张保辉,李刚,等.1982~2003年中国草地生物量时空格局变化研究.自然资源学报,2009,24(9): 1582~1592.
- [78] Güneralp İ, Filippi A M, Randall J.Estimation of floodplain aboveground biomass using multispectral remote sensing and nonparametric modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, 33: 119~126.
- [79] Xie Y, Sha Z, Yu M, et al.A comparison of two models with Landsat data for estimating above ground grassland biomass in Inner Mongolia, China. Ecological Modelling, 2009, 220(15): 1810~1818.
- [80] 娄雪婷, 曾源, 吴炳方. 森林地上生物量遥感估测研究进展. 国土资源遥感, 2011(1): 1~8.
- [81] Quan X, He B, Yebra M, et al.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.
- [82] 赵英时.遥感应用分析原理与方法.北京:科学出版社,2003.
- [83]董磊,廖静娟,沈国状.基于神经网络算法的多极化雷达数据估算鄱阳湖生物量.遥感技术与应用,2009,24(3): 325~330.
- [84] Dobson M C, Ulaby F T, LeToan T, et al.Dependence of radar backscatter on coniferous forest biomass. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 412~415.
- [85] Polatin P F, Sarabandi K, Ulaby F T.An iterative inversion algorithm with application to the polarimetric radar response of vegetation canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1994, 32(1): 62~71.
- [86] Wang D, Xin X, Shao Q, et al.Modeling aboveground biomass in Hulunber grassland ecosystem by using unmanned aerial vehicle discrete Lidar. Sensors, 2017, 17(1): 180.

- [87] Attarchi S, Gloaguen R.Improving the estimation of above ground biomass using dual polarimetric PALSAR and ETM+ data in the Hyrcanian mountain forest (Iran). *Remote Sensing*, 2014, 6(5): 3693.
- [88] Wang C, Qi J.Biophysical estimation in tropical forests using JERS-1 SAR and VNIR imagery.II.Aboveground woody biomass. International Journal of Remote Sensing, 2008, 29(23): 6827~6849.
- [89] Rathcke B, Lacey E P.Phenological patterns of terrestrial plants. *Annual review of ecology & systematics*, 1985, 16(X): 179~214.
- [90] Josep P, Iolanda F, PerE.C.Changed plant and animal life cycles from 1952 to 2000 in the Mediterranean region. Global Change Biology, 2002, 8(6): 531~544.
- [91] Walther G R, Post E, Convey P, et al. Ecological responses to recent climate change. Nature, 2002, 416: 389.
- [92] Gao B, Li R.Quantitative improvement in the estimates of NDVI values from remotely sensed data by correcting thin cirrus scattering effects. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 74(3): 494~502.
- [93] Huete A, Didan K, Miura T, et al.Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 83(1): 195~213.
- [94] 项铭涛, 卫炜, 吴文斌. 植被物候参数遥感提取研究进展评述. 中国农业信息, 2018, 30 (1): 55~66.
- [95] 夏传福,李静,柳钦火. 植被物候遥感监测研究进展. 遥感学报, 2013, 17 (1): 1~16.
- [96] 张娜. 生态学中的尺度问题: 内涵与分析方法. 生态学报, 2006, 26 (7): 2340~2354.
- [97] Burnett C, Blaschke T.A multi-scale segmentation/object relationship modelling methodology for landscape analysis. *Ecological Modelling*, 2003, 168(3): 233~249.
- [98] Osborne P E, Alonso J C, Bryant R G.Modelling landscape-scale habitat use using GIS and remote sensing: A case study with great bustards. *Journal of Applied Ecology*, 2001, 38(2): 458~471.
- [99] 吕一河, 傅伯杰. 生态学中的尺度及尺度转换方法. 生态学报, 2001, 21(12): 2096~2105.
- [100] 李小文, 曹春香, 张颢. 尺度问题研究进展. 遥感学报, 2009, 13(s1): 12~20.
- [101] 辛晓平,徐斌,单保庆,等.恢复演替中草地斑块动态及尺度转换分析.生态学报,2000,20(4):587~593.
- [102]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.
- [103] 柏延臣, 王劲峰. 遥感信息的不确定性研究: 分类与尺度效应模型. 北京: 地质出版社, 2003.
- [104] 傅伯杰,徐延达,吕一河.景观格局与水土流失的尺度特征与耦合方法.地球科学进展,2010,25(7):673~681.
- [105] 彭晓鹃, 邓孺孺, 刘小平. 遥感尺度转换研究进展. 地理与地理信息科学, 2004, 20(5): 6~14.
- [106] 赵文武,傅伯杰,陈利顶.尺度推绎研究中的几点基本问题.地球科学进展,2002,17(6):905~911.
- [107] 胡云锋,徐芝英,刘越,等.地理空间数据的尺度转换.地球科学进展,2013,28(3):297~303.
- [108] 李新, 黄春林, 车涛, 等. 中国陆面数据同化系统研究的进展与前瞻. 自然科学进展, 2007, 17(2): 163~173.
- [109] 黄春林, 李新. 陆面数据同化系统的研究综述. 遥感技术与应用, 2004, 19(5): 424~430.
- [110] 毕海芸, 马建文. 粒子滤波算法在数据同化中的应用研究进展. 遥感技术与应用, 2014, 29(5): 701~709.
- [111]齐媛媛, 陈莹莹, 施建成. 欧洲陆面数据同化系统组成, 系统设计和原理简介. 遥感信息, 2007, (4): 93~97.
- [112] 马建文,秦思娴.数据同化算法研究现状综述.地球科学进展,2012,27(7):747~757.
- [113] 何明珠.遥感数据与两叶光能利用率模型同化的总初级生产力模拟.南京:南京大学,2013.
- [114] 姜志伟,陈仲新,任建强,等.粒子滤波同化方法在 CERES-Wheat 作物模型估产中的应用.农业工程学报, 2012, 28(14): 138~146.

Research progress of grassland carbon cycle using remote sensing technology

Xin Xiaoping, Xu Dawei, He Xiaolei, Li Zhenwang^{**}, Ding Lei, Shen Beibei, Mao Pingping (National Hulunber Grassland Ecosystem Observation and Research Station, Institute of Agricultural Resources and Regional Planning, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Beijing 100081, China)

Abstract: [**Purpose**] Grassland ecosystem is the largest terrestrial ecosystem in China, it plays an important role in maintaining national ecological security and animal husbandry development. However, the diverse grassland types, complex geographical background, and low grassland coverage restrict the large-scale and high-precision monitoring of grassland in China. The application of satellite remote sensing technology has greatly improved the grassland monitoring capability in China, and has been widely used in grassland carbon cycle, productivity, biomass etc. [Method] In this paper, we reviewed the latest development in grassland ecological carbon cycle by remote sensing from the aspects of observation methods, carbon cycle and its key parameter inversion. The prospect of using different remote sensing images in grassland monitoring was analyzed; the characteristic and application prospect of grassland parameters remote sensing retrieving methods were compared and evaluated. [Result] The application of remote sensing technology improves the monitoring capability of grassland ecological carbon cycle. The combination of remote sensing technology and grassland ecology is also the development trend. [Conclusion] With the continuous enrichment of remote sensing data and the development of remote sensing theories and inversion techniques, remote sensing methods will play a more important role in the research and application of grassland ecosystems.

Key words: grassland ecology; remote sensing; carbon cycle