

高空间分辨率植被定量遥感研究进展

范闻捷^{1,2}, 彭乃杰^{1,2}, 曹彪³, 穆西晗^{4,5}, 杨斯棋^{1,2}, 贺群超^{1,2},
翟德超^{1,2}, 任华忠^{1,2}, 崔要奎^{1,2}, 阎广建^{4,5}

1. 北京大学 地空学院遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871;

2. 空间信息集成与3S工程应用北京市重点实验室 北京大学, 北京 100871;

3. 北京师范大学 卫星应用前沿交叉研究院, 北京 100871;

4. 遥感与数字地球全国重点实验室 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875;

5. 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心 北京师范大学地理科学学部, 北京 100875

摘要: 定量监测全球、区域和局地植被参数是对地观测的重要课题。植被冠层的中低分辨率定量遥感产品不能满足局地生态系统模型和智慧农林业精细化管理的需求, 植被定量遥感产品的尺度亟待提升到高空间分辨率。本文首先讨论了针对植被监测的高分平台和高分被动光学数据特征, 然后分析了经典植被BRDF模型在高分尺度的适用性, 并总结了针对高空间分辨率遥感的植被BRDF建模、植被参数反演和真实性检验等方面的研究成果和进展。在此基础上, 展望了高空间分辨率植被定量遥感今后发展方向。若将植被定量遥感的尺度拓展到米级, 迫切需要创新定量遥感的理论和方法, 这些理论和方法创新将支撑陆地生态系统全新监测管理模式。

关键词: 高空间分辨率, 植被冠层, BRDF模型, 反演, 尺度, 真实性检验

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 范闻捷, 彭乃杰, 曹彪, 穆西晗, 杨斯棋, 贺群超, 翟德超, 任华忠, 崔要奎, 阎广建. 2025. 高空间分辨率植被定量遥感研究进展. 遥感学报, 29(6): 1365–1387

Fan W J, Peng N J, Cao B, Mu X H, Yang S Q, He Q C, Zhai D C, Ren H Z, Cui Y K and Yan G J. 2025. Progress in high spatial resolution vegetation quantitative remote sensing. National Remote Sensing Bulletin, 29(6): 1365–1387 [DOI: 10.11834/jrs.20255036]

1 引言

植被是陆地生态系统的最重要组成部分, 占陆表面积超过三分之二 (FAO, 2025), 是地气之间的物质和能量交换过程的桥梁, 也是地球表层水循环、碳循环以及辐射交换过程的关键环节。植被的光合作用, 尤其是陆地植被的光合作用, 是形成第三代大气的主要推动力 (周秀骥, 1991)。陆表植被类型复杂、结构多样, 在全球、区域和局地尺度上分布不均一, 定量监测全球、区域到局地的植被结构和生理生化参数的变化, 一直是对地观测的重要课题。

中、低空间分辨率遥感影像数据获取成本较低, 数据量较小, 处理方法较为成熟, 满足大范围植被监测需求。目前基于中、低分辨率遥感影

像的植被定量遥感研究取得了丰硕的成果。全球、长期、连续对地观测生产了多个全球范围中、低分辨率植被定量遥感产品 (梁顺林等, 2019)。但中低空间分辨率植被参数遥感产品只能反映大像元内部冠层的平均状况, 无法体现出冠层内部更加精细的结构, 更难检测到像元内部植被生理生化指标的变化 (Guimarães等, 2020)。

植被冠层由植物种群和个体组成, 植被冠层中的涨落细节才能真正反映植株或种群的特征。生态学对群落尺度的研究表明, 群落的最小面积约为1—4 m² (宋永昌, 2017), 十米以上空间分辨率遥感产品不足以支撑植株以及群丛尺度的生态学研究 (岳跃民等, 2008; 郭庆华等, 2018)。Reichstein等 (2014) 指出全球和景观尺度植被季节性碳利用率和环境影响仍有70%的变化无法解

收稿日期: 2025-01-08; 预印本: 2025-05-20

基金项目: 国家自然科学基金(编号: 42130104, 42090013)

第一作者简介: 范闻捷, 研究方向为植被定量遥感、生态遥感和热红外遥感。E-mail: fanwj@pku.edu.cn

释,需要对植物个体及其微观差异进行时空动态监测。由于缺乏小尺度的植被精细参数遥感反演产品,生态系统建模方法无法从区域过渡到局地尺度,这是准确预测局地 and 区域植被长势、监测植物群落物质与能量流动的瓶颈。高空间分辨率(以下简称高分)植被参数产品才能够满足这些需求(Paganini等,2016;Reddy等,2021)。

中国生态环境部发布的《生态环境卫星中长期发展规划(2021–2035年)》文件中指出,要提高中国自然生态精细化遥感监测水平,到2035年实现生态系统类型遥感精细化监测能力和生态参数监测能力的空间分辨率优于10 m。这就需要利用高分影像定量反演植被参数,准确刻画冠层内部涨落细节,满足生态学需求(Zarco-Tejada等,2019;Harris等,2021;Wan等,2024)。在精准农业和林业应用上,精准杀虫和施肥等智慧管理措施的实现,也依赖精细尺度的植被参数遥感产品。

21世纪以来,遥感市场的快速增长和对地观测多任务的迫切需求,推动对地观测技术巨大发展,高分遥感卫星系统已经应用在国家安全、经济建设和大众民生等诸多领域(李德仁,2015)。自1999年第一颗1 m分辨率商业遥感卫星——IKONOS-2成功发射以来,米级、亚米级高分光学卫星数据也越来越多。WorldView-3卫星的空间分辨率已达0.3 m。

中国自2006年发布《国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006—2020)》并实施“高分辨率对地观测系统重大专项”(简称“高分专项”)以来,在高分陆地遥感卫星发射方面也取得了突破性的进展。2007年发射的CBERS-02B卫星是中国的首颗高分卫星,空间分辨率为2.36 m。2012年,中国首颗民用测绘卫星资源三号发射(唐新明等,2012),其搭载的三线阵相机(TLC)可实现三视立体成像,正视分辨率为2.1 m,前视和后视分辨率均为3.5 m。

高分光学遥感影像包含了大量的形状、位置等空间几何和纹理信息,细节更加清晰、信息更加丰富(黄金龙等,2013),可以提供植被冠层结构和群落分布的细节信息,为植被遥感监测带来了全新的思路。作为Nature 2020年十大发现之一,有研究通过对覆盖西撒哈拉和西非萨赫勒地区130多万km²的高分卫星图像进行分析,引入深度学习方法,精准地获得了约18亿个单个树冠的位

置和冠幅(Brandt等,2020)。这一研究证实了高分卫星遥感可以短期内实现区域或全球范围的精细尺度植被分布和群落特征监测。

近年来从卫星到无人机,多源、异构、海量高分数据不断增加。高分遥感图像数据量巨大,随着机器学习和人工智能算法的引入,通过大量的样本训练,信息提取的精度和效率都不断提高(Dube等,2014;韩东等,2018)。已经有大量研究不断尝试用高分卫星和更高分辨率的无人机光学数据进行植被信息提取(Zarco-Tejada等,2014;刘玉锋等,2019)。但是现有研究大都集中于各种植被分类、树冠提取等属性信息或者空间几何信息方面。利用图像的辐射信息,高分卫星遥感具有在精细的尺度上准确绘制植被冠层结构或者生理生化参数时空分布的潜力。有研究将中低分辨率植被遥感中常用的植被指数等反演模型和方法进行改进或迁移应用于高分植被长势信息获取(Darvishzadeh等,2019;潘海珠和陈仲新,2018),但没有考虑模型和方法的尺度适用性;也有研究直接利用地面实验得到的经验关系(Dahms等,2016),方法的普适性受限。

随着卫星—航空—地面监测体系的完善,大量低成本的高分遥感数据不应仅仅用于植被分类和空间结构信息的提取,还应充分发挥数据本身的优势和价值,实现植被参数定量化和精细化监测,从根本上改变全球陆地生态系统监测、建模和管理方式。如何实现这一目标,充分发挥高分遥感的空间几何和辐射信息优势获取定量的植被参数,是目前亟待解决的问题。本文从高分数据特点、植被定量模型、植被参数反演方法与真实性检验等方面,对近年来的高分光学植被定量遥感研究成果进行了归纳和总结,以期对高分植被定量遥感的发展提供参考和支持。

2 高空间分辨率光学数据获取平台和数据特征

随着传感器技术的不断发展,卫星遥感影像的空间分辨率逐步提高。拥有米级尺度的卫星传感器数量不断增多。在航空和无人机遥感的迅猛发展推动下,目前高分遥感数据的获取平台多样,获取的遥感图像分辨率也越来越高。一般把高分数据获取平台分为3种:高分卫星平台,航空遥感平台以及无人机平台。

2.1 高空间分辨率的界定

目前,不同研究领域、不同应用场景对于高空间分辨率的定义存在不同的观点和解释。不同时期所理解的高空间分辨率范围因传感器发展的限制而不同,例如Maselli等(1998)将Landsat 5卫星上搭载的30 m空间分辨率可见光近红外传感器TM(Thematic Mapper,专题制图仪)所获取的影像称为高空间分辨率遥感影像。李德仁(2009)指出中国要建设高分辨率对地观测系统,其中可见光观测系统的空间分辨率要优于10 m。国家国防科技工业局重大专项工程中心和国家航天局对地观测与数据中心联合发布的《2018中国高分卫星应用国家报告(标准规范卷)》文件中指出,高空间分辨率遥感影像是指像素所代表的地面范围的大小(或地面物体能分辨的最小单元)在10 m以内的遥感影像。目前一般指空间分辨率优于5 m(GFB41006-2017国家高分辨率对地观测系统重大专项标准规定)。

随着遥感技术的进步和发展,空间分辨率技术指标也在进一步提高。周成虎和骆剑承(2009)指出对地观测卫星遥感影像的空间分辨率在20世纪每十年提高一个数量级,1—5 m的空间分辨率已经成为21世纪前十年新一代民用遥感卫星的基本指标。部分研究还提出了甚高空间分辨率VHR(Very High-Resolution)的概念,该空间分

辨率比传统意义上定义的高空间分辨率范围还要更加严格,例如Yin等(2023a, 2023b)对VHR的定义是空间分辨率优于2 m,Falkowski等(2009)的甚高分辨率定义是空间分辨率优于1 m。

综合目前国家出台的关于高空间分辨率标准规定,以及相关权威专家所提出的高分遥感定义,针对陆地植被群落结构的基本特征,本文将高分植被光学遥感的空间分辨率定义为可见光近红外传感器所获取的空间分辨率优于10 m。这与近期相关研究,如Han等(2020)、Roy等(2021)以及Jia等(2023)的研究对高空间分辨率的定义一致。

2.2 高分遥感平台与传感器

2.2.1 高分卫星遥感平台与传感器

图1展示了近年来全球光学遥感卫星发射数量及平均空间分辨率变化。自1972年美国发射第一颗陆地资源卫星(Landsat 1)以来,全球光学遥感卫星的数量在稳步增加,同时,全球光学卫星遥感影像的空间分辨率也一直在稳步提升,从粗空间分辨率(>500 m)到中等空间分辨率(10—500 m),再提升到高空间分辨率(<10 m)。表1统计了1999年—2022年全球主流高分光学遥感卫星的分辨率信息。

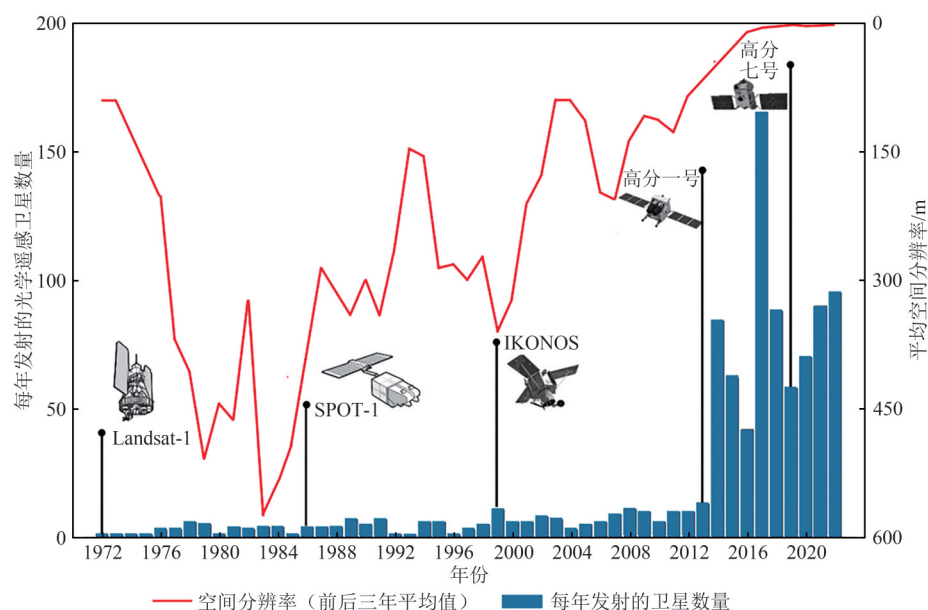


图1 全球光学卫星发射数量及空间分辨率变化(数据来源: Finer等, 2018; 李劲东, 2022)

Fig.1 The changes in quantity and spatial resolution of launched global optical satellite (Data source: Finer et al., 2018; Li, 2022)

表 1 全球主流高空间分辨率光学遥感卫星波段信息
Table 1 Band information of major global high spatial resolution optical remote sensing satellites

卫星	发射年份	国家	波段信息		幅宽/km
			波段数量	全色/多光谱空间分辨率/m	
IKONOS	1999	美国	4	1.0/4.0	11
QuickBird-2	2001	美国	4	0.65/2.44	18
SPOT-5	2002	法国	4	2.5/10	60
OrbView-3	2003	美国	4	1.0/4.0	8
Kompsat-2	2006	韩国	4	1.0/4.0	15
WorldView-1	2007	美国	1	0.61/NA	17.7
GeoEye-1	2008	美国	4	0.41/1.65	15
RapidEye	2008	德国	5	NA/5	77
WorldView-2	2009	美国	8	0.46/1.84	16
Pleiades-1A	2009	法国	4	0.5/2.0	20
Kompsat-3	2012	韩国	4	0.5/2.0	17
ZY-3	2012	中国	4	2.1/5.8	51
SPOT-6	2012	法国	4	1.5/6.0	60
Pleiades-1B	2012	法国	4	0.5/2.0	20
DubaiSat-2	2012	阿联酋	4	1.0/4.0	12
SkySat-1	2013	美国	4	0.8/2.0	8
KazEOSat-1	2013	哈萨克斯坦	4	1.0/4.0	20
Gaofen-2	2014	中国	4	1.0/4.0	45
ASRAR0-1	2014	日本	6	0.5/2.0	10
WorldView-3	2014	美国	8	0.31/1.24	13
SkySat-2	2014	美国	4	0.8/2.0	8
SPOT-7	2014	法国	4	1.5/6.0	60
KazEOSat-2	2014	哈萨克斯坦	4	NA/6.5	77
Jilin-1A	2015	中国	4	0.8/3.2	48
Kompsat-3A	2015	韩国	4	0.4/1.6	12
Cartosat-2C	2015	印度	4	0.65/2.0	10
DMC3	2015	中国	4	0.8/3.2	24
TeLEOS	2015	新加坡	1	1.0/NA	12
PeruSat-1	2016	秘鲁	4	0.7/2.0	10
SkySat-3...7	2016	美国	4	0.8/2.0	8
Gokturk-1A	2016	土耳其	4	0.7/2.8	20
SuperView-1A/B	2016	中国	4	0.5/2.0	12
WorldView-4	2016	美国	4	0.31/1.24	13
Cartosat-2D/2E	2016	印度	4	0.65/2.0	10
SkySat-8...13	2017	美国	4	0.8/2.0	8
Cartosat-2F	2017	印度	4	0.65/2.0	10
Gaofen-1 B/C/D	2018	中国	4	2.0/8.0	60
SuperView-1C/D	2018	中国	4	0.5/2.0	12
Gaofen-6	2018	中国	4	2.0/8.0	90
Gaofen-7	2019	中国	4	0.8/3.2	20
Hongqi1-H9	2020	中国	4	0.75/3.0	136
SkySat-16...21	2020	美国	4	0.57/0.75	5.5
GF-multimode	2020	中国	8	0.5/2.0	15
BJ3N	2021	中国	6	0.3/1.2	14

注：表格信息汇总数据主要来源：<https://www.ucsusa.org/resources/satellite-database>，网站数据最新更新日期：2023年5月1日。

国外针对高分卫星的研究与应用时间较早, 1999年, 美国发射了第一颗分辨率为1 m的高分商业卫星IKONOS, 标志着商业卫星新时代的开始(Li等, 2021b)。高分卫星的卓越观测能力具有巨大的军事和经济效益(Anderson等, 2017; Dangermond和Goodchild, 2020)。因此多个国家的多颗高分辨率卫星/星座已成功发射, 如QuickBird、WorldView、Pleiades、CARTOSAT等(朱仁璋等, 2015, 2016a, 2016b; Woldai, 2020)。

小卫星星座系统为低成本地获取高分遥感影像提供了可行方案(Jacobsen, 2022)。Planet星座的SkySat系列卫星自2013年起开始发射, 目前已经有21颗SkySat卫星在轨。该系列卫星可以提供最高0.5 m空间分辨率的遥感影像。单颗卫星的重访周期为4—5 d, 卫星星座能够实现全球的亚日级重访(每日平均6—7次, 最高12次)(ESA, 2025)。Maxar星座的WorldView系列卫星可以提供最高0.3 m空间分辨率的遥感影像(Maxar, 2025)。法国的Pleiades卫星星座也实现了全球任意一点每天重访(0.5 m全色, 2 m多光谱)(Perko等, 2018), 并可提供近于实时的立体像对及三像对数据。

中国自2006年高分专项实施以来, 在陆地高分卫星发射方面也取得了突破性的进展, 特别是由“高分一号”到“高分七号”构成了天基高分辨率先进对地观测系统。其中高分二号卫星空间分辨率达到1 m(1 m全色和4 m多光谱)、高分九号卫星分辨率达到0.5 m(0.5 m全色, 2 m多光谱)。同时, 随着中国商业卫星的快速发展, 目前已有卫星光学遥感影像全色波段分辨率达0.3 m(如北京三号卫星)。

2.2.2 航空遥感平台

航空遥感是指利用各种有人飞机、飞艇、气球等作为传感器运载工具在空中进行观测的遥感方式(桂德竹等, 2013)。有人飞机是航空遥感主要的遥感平台, 飞行高度一般为几百米至几十公里。与卫星遥感相比, 航空遥感具有分辨率高、观测量丰富、载荷配置灵活、响应时间短等独特优势, 是区域高分遥感数据的重要来源之一, 也是支撑星载遥感提供前期论证和真实性检验的重要途径(庞勇等, 2021)。机载遥感系统也是中国高分辨率对地观测系统重大专项的4大建设任务之

一, 用于验证卫星观测数据及产品质量, 并补充高分辨率观测能力(童旭东, 2016)。

航空遥感可以根据特定任务的需求进行灵活配置和定制, 可以选择适当的载荷、平台和飞行参数, 以满足特定区域、时间和任务的需求, 这种灵活性使航空遥感在植被监测领域占据较大优势。特别是在机载平台上, 主、被动观测融合可提供丰富的光谱与垂直结构信息(李增元和陈尔学, 2021)。目前代表性的植被观测平台包括: 美国卡耐基航空观测平台CAO(Carnegie Airborne Observatory)(Asner等, 2007), 集成了可见光及近红外成像光谱仪和全波形激光雷达LiDAR(Light Detection And Ranging)扫描仪。美国国家航空航天局的G-LiHT(NASA Goddard's LiDAR Hyperspectral Thermal)系统集成了LiDAR扫描仪、高光谱成像仪、热红外传感器, 可同时探测植被结构、叶面光谱和表面温度, 可用于植物物种组成、生物多样性、生物量和碳储量估测(Cook等, 2013)。中国林业科学研究院机载遥感系统CAFLiCHy(Chinese Academy of Forestry's LiDAR, CCD and Hyperspectral airborne observation system)集成了全波形LiDAR扫描仪、CCD相机以及可见光至近红外谱段的高光谱成像光谱仪(Pang等, 2016), 并可通过摆镜装置实现多角度高光谱的观测, 可同时获取地物的“时—空—谱—角”等信息。

2.2.3 无人机遥感平台

随着遥感技术的快速发展, 以及天基导航通讯系统等基础设施的建立, 无人机发展迅速, 已成为一种新兴的遥感平台(廖小罕等, 2019)。无人机具备超高分辨率、高频次获取能力, 相比于有人机遥感更加灵活, 具有较高的性价比, 可以与卫星遥感能力形成互补(Yang等, 2021)。无人机可以搭载不同类型的传感器, 如普通数码相机、多光谱传感器、高光谱传感器、热红外相机、激光雷达扫描仪等(Marris, 2013), 实时获取厘米级甚至更高分辨率的地面植被信息, 突破了传统卫星遥感无法同时提供高空间和高时间分辨率遥感数据的局限, 极大促进了高分遥感技术在植被监测中的应用。

2.3 高分图像处理与植被信息提取

由于卫星和航空影像的空间分辨率及光谱分

分辨率的提高,影像采集精度要求相应提高,同时传感器和采集手段也越来越多样化,影像的几何和光谱复杂性的显著增加。例如,传感器的几何差异,空间分辨率或光谱分辨率的不同,视角的差别及地形起伏的不同,采用的图像预处理方法不同,都会影响到图像处理的结果(Campos-Taberner等,2016;Masjedi等,2020)。传统的技术在处理多源异构的遥感影像时面临越来越多挑战。突破传统方法的局限性,快速、高效、智能地从海量高分遥感数据中提取信息成为当前所面临的基础性任务。已有很多研究致力于对高分图像进行智能化的处理与分析,包括镶嵌、融合、分割、提取与变化检测等方面(Zhang,2018),并取得了丰硕的成果。

在高分遥感影像,森林中每棵树木的树冠都清晰可辨,植被纹理和细节信息非常明显,对这些海量数据的挖掘、处理、信息提取等方法一直是研究热点。大量的研究主要针对植被分类、冠层提取方法方向,通过图像分割充分利用光谱特征、纹理特征、几何特征、地形特征(曹宝等,2006)、以及数学形态学的形状特征(Tian等,2021)实现高精度的植被精细分类,树冠自动提取算法(TIDA)(Culvenor,2002)、基于纹理的特征提取方法(Brandt等,2018)。随着近年来人工智能的迅猛发展,基于深度学习网络框架(Brandt等,2020)树冠的自动提取、树冠高度提取已被用于区域或全球尺度(Li等,2023)。这些研究都是实现高分植被参数定量反演的数据支撑。

3 高分植被BRDF建模思路

植被对外来辐射的反射是介于镜面反射和朗伯反射之间的二向性反射(徐希孺,2005)。植被BRDF遥感建模以叶片为建模的最小单元,通过各种基于统计学的结构参数描述冠层结构,建立入射和观测两个方向二向性反射与冠层表面光谱与植被组分、群体结构特征的定量关系,是模拟理解遥感观测信号和定量反演植被参数的理论基础(Li和Strahler,1985,1986,1992)。虽然考虑植被BRDF会增加问题的难度和复杂性,但是它是植被遥感从定性走向定量必然的发展过程(梁顺林等,2019)。当前光学BRDF模型仍主要面向中低空间分辨率遥感观测数据,无法有效描述异质性区域邻近像元辐射影响,从而使得现有模型对

高分遥感数据不适用(吴炳方和张森,2017)。

3.1 经典植被BRDF模型及其在高分尺度的适用性

迄今为止,植被BRDF物理模型的理论基础完善,植被BRDF模型已超百种。相比经验模型,物理模型具有较强的稳定性和可迁移性,代表着目前植被BRDF遥感模型的主流方向。植被BRDF物理模型发展历程经过了数个发展阶段,主要体现在对植被结构的描述上,从理想假设到逐渐逼近于真实地表的过程(柳钦火等,2016)。植被BRDF物理模型的发展历程实际上可以看作是对植被冠层的一维近似、二维近似,最后发展到三维近似,模型的计算精度越来越高,但同时植被冠层结构的表达也越来越复杂,如图2所示(Qi等,2019)。

植被遥感物理模型通常可分为辐射传输模型RT(Radiative Transfer Model)、几何光学模型GO(Geometric-Optical Model)、混合模型以及计算机模拟模型,每一类模型都有其各自的特点与适用范围。

3.1.1 RT模型

植被RT模型思想来自于大气辐射传输方程(徐希孺,2005),将植被冠层看作水平均一、垂直分层的一维半无限连续介质,通过对植被冠层的结构进行简化,形成了一些基本的具有统计意义的参量,如叶面积指数LAI(Leaf Area Index)、叶面积体密度FAVD(Foliage Area Volume Density)叶倾角LAD(Leaf Angle Distribution)、LAI、木质组分比例等。连续植被RT模型引入光学路径的概念,以比尔朗伯定律为理论基础,用散射相函数描述叶片的辐射特性(李小文和王锦地,1995),定量计算光线与植被冠层相互作用,进而得到植被冠层及下垫面对入射辐射的吸收、透过和反射的方向、分布和光谱特性(Suits,1971;Monteith和Ross,1983;Verhoef,1984;Hapke,1986;Qin和Liang,2000)。

一维RT模型忽略了植株空间分布的异质性和聚集效应(李小文和王锦地,1995),将植被冠层看作半无限均匀介质,这一前提假设与森林、垄行作物、稀树草原等离散复杂的冠层植被结构属性相互矛盾,使得一维辐射传输模型并不适用于

不均匀冠层 (赵英时, 2003)。因此 Myneni 和 Asrar (1993) 建立三维 RT 理论 SRT (3D Radiative Transfer Model), 并以此为基础生产了全球尺度的植被参数 (LAI 和光合有效辐射) 产品 (Myneni 等, 2002)。SRT 通过构建不同尺度上的“条件对

相关函数” PCF (Pair Correlation Function) 考虑不同尺度聚集, 但目前 SRT 本质上还是一个一维的 RT 模型, 仍然把树冠内部看成均匀浑浊介质, 很难利用 PCF 描述冠层内叶片非均匀分布。

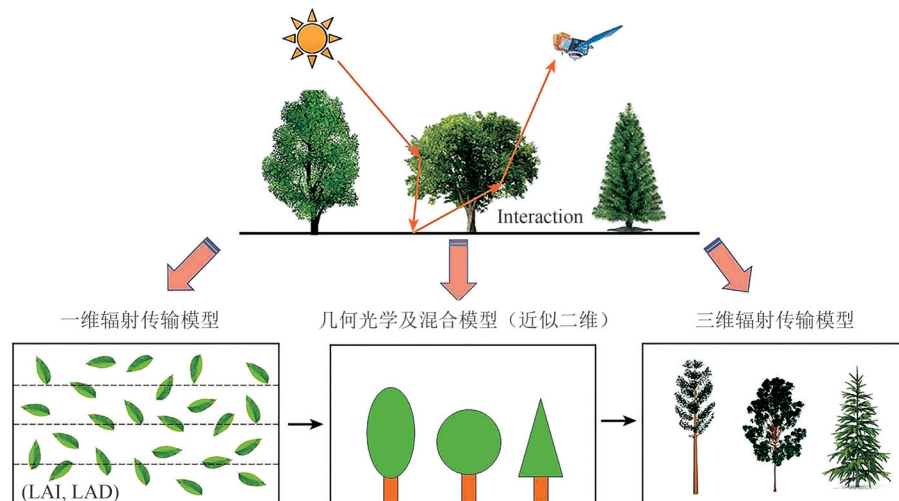


图2 植被 BRDF 物理模型在不同发展时期对植被冠层描述的示意图

(主要来源: <https://lessrt.org/docs/documentation/>[2025-01-08])

Fig.2 Schematic diagram of vegetation canopy description by the BRDF physical model at different development stages

(Main source: <https://lessrt.org/docs/documentation/>[2025-01-08])

多年来, 应用 RT 模型以中低分辨率影像为数据源反演植被参数的研究一直占主流 (Houborg 和 Boegh, 2008; Maire 等, 2011)。但是由于不同尺度下影响植被辐射传输过程的因素不尽相同, 已有研究关注到了 RT 在不同尺度上描述植被与电磁波辐射之间相互作用的问题 (肖艳芳 等, 2013), 像元尺寸小于植株时, 将植株描述为平面平行的无限延伸介质无法正确地描述光的辐射传输过程。可见, 利用辐射传输模型很难描述冠层内的小尺度不均一特征, 因此不适合高分植被遥感。

3.1.2 GO 模型

GO 模型是“景合成模型”, 引入了光照植被、阴影植被、光照地面和阴影地面四分量的概念, 并根据这些参数在不同光照和观测条件下的几何光学关系建立植被 BRDF 模型 (徐希孺, 2005)。GO 模型首先在较大场景描述四分量面积比例和亮度, 再从不透明刚体、过渡到孔隙、到多次散射, 尺度从宏观到微观 (李小文和王锦地, 1995)。

Li 和 Strahler (1985, 1986) 建立了经典几何光学模型 (GO), 通过考虑稀疏林的实际场景, 明确 GO 模型建模的基本单元是树冠这一尺度的实

体, 植被结构是影响 BRDF 的关键因素。GO 主要借助于统计规律, 比如泊松分布模型描述像元内树冠的非均匀分布, 再根据几何原理来刻画植被冠层与入射光线相互作用。Li 和 Strahler (1992) 对 GO 模型进行了改进, 通过考虑冠层相互遮蔽的效应, 形成了几何光学相互遮蔽模型 GOMS (Geometric-Optical model with Mutual Shadowing)。

Chen 和 Leblanc (1997) 将多尺度的概念引入了 GO 模型中, 提出的 4-Scale 模型根据森林冠层的结构特征, 建立了考虑了树丛、树冠、枝、针簇等 4 种尺度上的几何光学模型, 首次将尺度作为一个几何光学模型中的重要因素进行研究和拓展, 但模型中的输入参数依旧是具有统计特征的植被参数, 例如用纽曼分布模型描述像元内树冠分布。

李小文 (2005) 很早就发现, 10 m 分辨率像元的阴影与光照面积会受到相邻像元严重影响, 几何光学模型在更大尺度上才适用。可见, 现有 GO 模型没有考虑到相邻像元对四分量的影响, 适用的像元尺度较大, 对于高分遥感图像而言并不适用, 如何将几何光学模型拓展到高分尺度上, 还未见报道。

3.1.3 混合模型

综合 GO 和 RT 两种模型的优点, 混合模型应运而生。混合模型大体分为 3 类。一类是基于辐射传输模型, 通过引入冠层的三维结构特征而向几何光学模型逼近 (Shabanov 等, 2000; Verhoef 和 Bach, 2007); 一类是基于几何光学模型, 通过考虑植被冠层内的多次散射而向辐射传输模型的逼近 (Li 等, 1995; Huemmrich, 2001)。还有一类模型立足于将植被反射率表达成一次散射贡献项与多次散射贡献项之和, 其出发点是因为两者在半球空间中的行为特征不同, 前者具有方向性、服从几何光学原则, 而后者鉴于二次以上散射的随机性近似各向同性, 代表性模型为植被二向性反射统一模型 (Xu 等, 2017) 和 PATH_RT 模型 (Li 等, 2024)。但是这些模型都很难准确地定量描述像元内部精细结构差异和邻近像元对目标像元辐射特征的影响。

3.1.4 计算机模拟模型

三维辐射传输模型在辐射传输理论的基础上, 借助计算机图形学等工具, 利用面元、体元等基本元素构建能够准确描述空间异质性的植被冠层三维场景, 通过光线追踪或辐射度等方法建立起与三维场景之间的关系, 所以也被称为植被 BRDF 计算机模拟模型。

目前发展的植被 BRDF 三维辐射传输模型主要基于两类方法进行实现: 光线追踪和辐射度方法。基于前者发展的代表性模型包括 DART (Gastellu-Etchegorry 等, 2004)、Raytran (Govaerts 和 Verstraete, 1998)、LESS (Qi 等, 2019) 等, 基于后者发展的代表性模型包括 RGM (Qin 和 Gerstl, 2000)、RAPID (Huang 等, 2013) 等。光线追踪方法根据构建的虚拟三维场景, 利用蒙特卡洛 MC (Monte Carlo) 概率法则来建立光子在传输过程中的随机过程, 从而模拟各地物之间的反射特性。辐射度方法基于能量守恒原理, 通过线性方程组来计算达到能量平衡状态的场景中各面元之间的辐射能量交换, 迭代求解辐射度分布, 从而实现对辐射传输过程的表达。

植被 BRDF 三维辐射传输模型在理论上可以模拟任何尺度下的森林冠层场景, 非常适合表征高分植被冠层, 但对于范围较大的真实场景计算量非常大, 一般很难直接用于反演 (柳钦火 等,

2016)。因此, 三维计算机模拟模型模拟结果一般作为参考值, 用于验证各解析模型或用于复杂场景的二向性反射分析 (Disney 等, 2006; Widlowski 等, 2015)。

3.2 高分植被建模研究

随着高分图像在植被监测中的普遍应用, 最近的研究发现, 在高空间分辨率下传统植被 BRDF 机理模型在应用时会存在一些不确定性。Carmon 等 (2023) 的研究指出 BRDF 模型中存在一种“几何散射” (Geometric Scattering) 的效应, 来自目标像元外部树冠的遮挡产生的阴影将会显著减少目标像元上的直接光照量, 这些阴影有时候可能会完全遮挡整个像元上的直接太阳光照。Ihalainen 等 (2023) 的研究同样发现, 在亚厘米级空间分辨率的无人机遥感影像上需要对光照辐射进行校正处理, 原因也是在冠层顶部层面的冠层反射率没有考虑邻近植被对目标像元的影响, 并指出空间分辨率较低时这种影响较小, 但是对于无人机高分影像是一个很大的不确定性来源。这些研究都指出, 在高分尺度下, 邻近像元会对目标像元因为遮挡效应产生较大的辐射影响, 这种影响主要是由于像元尺度较小, 冠层内植被结构不均一所致。而传统 BRDF 模型是在更大的尺度上建模, 相邻像元的影响较小, 可以近似忽略。

3.2.1 高分植被建模

目前已有研究开始关注高空间分辨率植被冠层遥感影像与冠层三维立体结构之间的联系, Yin 等 (2023a, 2023b) 发展了一种从三维辐射模型模拟的甚高分辨率 VHR 遥感影像提取立体像对生成数字表面模型 DSM (Digital Surface Model) 的方法。尽管这并非正向建模, 但是研究表明, 从 DSM 出发利用高分植被遥感机理模型正向计算遥感影像 BRF 也同样具有潜力。

计算机模拟模型不受尺度限制, 通过光线追踪或者辐射度方法考虑了冠层层顶的邻近像元辐射影响, 因此被认为是非常适用于高分植被参数反演的研究思路 (Ferreira 等, 2018; Qi 等, 2022, 2023)。然而, 使用计算机模拟模型的前提是复杂场景的重建, 因为其在复杂场景计算效率较低, 目前还很难做到将现实中的植被元素一一还原到三维虚拟场景中 (卞尊健 等, 2021)。

与高分传感器技术、高分图像处理技术相比, 高分植被 BRDF 模型研究相对滞后。目前还没有针对高空间分辨率尺度发展新的植被 BRDF 机理模型。高分植被 BRDF 模型建模面临的主要难点在于两个方面。一是在精细尺度上冠层或者组成冠层的子冠层的结构表征。当经典大尺度模型中常用的统计方法不适合表达树冠或者叶片分布时, 该如何表达? 二是邻近像元射影响如何解析表达? 邻近像元的影响包括相邻像元对直射辐射遮荫和因为像元间三维结构不均一引起的多次散射差异。

3.2.2 高分尺度上植被结构表征方法

植被冠层是植被遥感监测研究的对象, 冠层辐射特征很大程度上依赖于植被冠层结构 (梁顺林, 2009)。与植物表型等相关研究 (潘映红, 2015) 的出发点不同, 植被 BRDF 模型对植被结构的描述是从植被与光辐射特性的相互作用出发, 更侧重于植被结构对光辐射传输过程和反射特性的影响。

如前文所述, 为了能够描述冠层中光子的辐射传输过程, RT 模型给定了一系列的冠层构成及基本光学特征的描述参数, 这些均为模型的输入参数 (梁顺林, 2009)。若假设像元内植被冠层中叶片分布近似均匀, 就可以基于比尔朗伯 (Beer-Lambert) 定律建立 LAI 和冠层孔隙率或透过率之间关系。这是各类 BRDF 模型描述光线在植被冠层中传输的基础。

比尔朗伯定律最初用于描述光线在均匀液体或气体介质中随传播距离遵循负指数的衰减规律, 后因均匀植被冠层与气体介质在光学结构方面的相似性, 该定律被用于描述随机均匀冠层中的拦截作用 (De Wit, 1965; Ross, 1981; Chen 和 Leblanc, 1997; Monsi 和 Saeki, 2005)。基于比尔朗伯定律可以构建孔隙率与叶面积指数的关系为

$$P(\theta) = \exp\left(\frac{-G(\theta) \cdot \text{LAI}}{\cos\theta}\right) \quad (1)$$

式中, $P(\theta)$ 表示在 θ 方向上的方向孔隙率, $G(\theta)$ 表示叶片在 θ 方向上的投影比例, 与叶倾角分布有关。但是如果冠层内叶子分布不均一、混合像元存在, 将会引起反演误差。

在高分尺度下, 比尔朗伯定律是否依然成立? 有文献 (高福元和石福习, 2015; 吴初平等, 2018) 指出在研究尺度较小时, 研究对象的空间

分布将出现聚集效应, 不大满足泊松分布, 可以引入聚集指数 CI (Clumping index) 修正。当冠层结构不均一时, Hu 等 (2014) 在比尔定律原型基础上引入了路径长度分布, 提出了路径长度分布法。该方法不仅可以计算冠层间的聚集效应, 而且可以刻画和修正由于冠层形状导致的冠层内部间隙率的不均匀分布。

像元分辨率为亚米级或更小尺度时, 若光线传输路径上叶片分布不具统计意义, 则统计方法不能描述植被结构特征, 路径长度分布方法也将不适用。Knyazikhin 等 (1998) 年就发现了比尔朗伯定律在小尺度失效的问题, 并提出用分形来模拟小尺度的植被冠层的结构, 他们的研究发现测量和建模树木和树木群落的分形特征对于更好地理解从单个叶片到树冠的辐射传输和光合作用过程至关重要。Casasanta 和 Garra (2018) 提出了基于 Mittag-Leffler 非均匀加权泊松分布的广义比尔朗伯定律, 并提出了将其用于微生物等更微观尺度的可能性, 但是这一方法用于植被冠层内小尺度比尔朗伯定律扩展研究还未见报道。而常用的叶倾角、叶子空间取向分布函数、G 函数等参数是否适合在精细尺度上准确描述叶片在冠层中的分布状态, 也没有相关研究报道。

3.2.3 高分尺度上对邻近像元辐射影响的表征

3.2.1 节的分析表明, 邻近像元对目标像元的辐射影响是高分植被建模的核心问题。这一影响与大尺度上经典遥感理论中的“邻近效应”有显著不同。一般将由视场外其他邻近像元散射进入传感器的部分称为该像元的“邻近效应” (肖青等, 2005)。这种邻近效应由于太阳辐射在大气中的散射和吸收, 使得传感器所接收到的目标像元辐亮度值受到来自邻近像元的辐射影响, 是从大气层顶上 TOA (Top of Atmosphere) 考虑。研究表明光学遥感影像空间分辨率越高, 地表空间异质性越强, 大气能见度越低, 邻近效应越强 (Sanders 等, 2001), 这种邻近效应是由影像与点扩散函数 PSF (Point Spread Function) 卷积的结果, 因此只需确定 PSF, 便可以校正这种“邻近效应” (徐希孺和王平荣, 1999; Burazerović 等, 2013; Wang 和 Atkinson, 2017)。

目前已经有研究注意到高分图像邻近像元带来的辐射影响与大尺度邻近效应的不同 (唐凤莉

和刘良云, 2014; 吴浩波 等, 2022; 魏萌 等, 2023)。唐凤莉和刘良云 (2014) 指出随着遥感影像空间分辨率的提高, 像元之间的差异越来越明显, 混合像元从线性混合逐渐变为非线性混合, 此时必须考虑地物的三维特征, 而不能仅当作二维平面上的混合。对于植被冠层而言, 随着空间分辨率的提高, 研究发现植被冠层呈现出更强的空间异质性, 像元间冠层结构和叶片的分布不均匀, 此时像元间通常存在光线遮挡影响或因像元间植被不均一引起的多次散射影响 (吴浩波 等, 2022)。

在高空间分辨率下, 邻近像元的辐射影响可能会为目标像元带来阴影, 进而影响目标像元从冠层顶部 TOC (Top Of Canopy) 的反射辐射亮度以及在受其影响下的反射能力 (Kükenbrink 等, 2019; Lopatin 等, 2019; Ma 和 Liu, 2020; Adeline 等,

2021; Okin, 2023)。图 3 展示了考虑邻近像元辐射影响的高空间分辨率森林冠层辐射传输过程。其中浅蓝色部分代表当前目标像元内部, 在不考虑邻近像元辐射影响时, 只需要考虑太阳入射辐射进入到目标像元后, 发生的一次散射 (①) 及多次散射 (②) 过程, 此时传感器理论上接收到的信息全部来自目标像元; 考虑邻近像元辐射影响时, 此时需考虑邻近高分像元对目标像元的遮挡作用 (③) 以及邻近高分像元进入到目标像元的多次散射作用 (④)。因此, 需要分别考虑一次散射和多次散射在受到邻近像元辐射影响后的变化。然而, 目前的研究主要聚焦于对这种影响的定性分析, 迫切需要引入地形、植被结构、观测几何等信息, 构建考虑邻近像元辐射影响的植被冠层 BRDF 机理模型。

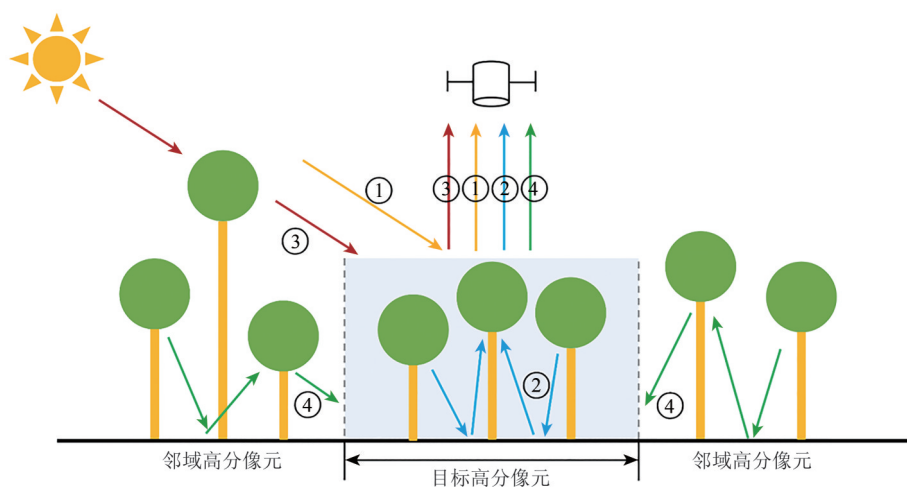


图 3 考虑邻近像元辐射影响的高空间分辨率森林冠层辐射传输过程概念图

Fig.3 Conceptual diagram of the high spatial resolution forest canopy radiative transfer process considering the radiative influence of adjacent pixels

3.3 高分建模的适宜尺度问题

遥感的尺度通常是指空间尺度, 也就是空间分辨率 (Lam 等, 1992)。不同的自然现象有不同的最佳观测距离和尺度, 并不一定是距离越近越好, 观测越细微越好, 某一尺度上某种影响反射特性的主要因素, 在另一尺度上或者对另一种植被则可能可以忽略不计 (苏理宏 等, 2001; Widlowski 等, 2015)。因此高分植被遥感需要何种尺度取决于所要针对的生态问题和要监测的对象特征, 并非分辨率越高越好。对于不同研究对象, 需要采用适宜的尺度才能实现最佳观测, 因

此对于最佳遥感空间分辨率的选择和尺度效应分析具有重要作用 (刘良云, 2014)。从冠层辐射传输物理模型的角度阐述尺度与混合像元之间的关系, 是寻找植被观测适宜尺度的必要途径。

针对混合像元问题, 唐凤莉和刘良云 (2014) 首先提出了“冠层特征尺度”的概念, 建立了从传感器观测的反射辐射角度表征冠层特征尺度的数学定量模型。研究指出, 由于高分图像像元的地物之间通常存在光线遮挡或交叉辐射差异的影响, 这部分影响为非线性, 当像元间对应地物不存在垂直空间差异时, 混合像元间对应地物满足

线性混合条件, 则对应分辨率就是冠层的特征尺度。特征尺度对应的地物之间的入射辐射是独立的, 这时冠层尺度能够代表小区域的平均状况。但是要是想描述更细尺度上植被特征的变化规律, 适宜尺度也将发生变化。

除了基于反射辐射定义的冠层特征尺度, 显然植被BRDF模型、不同植被参数的反演模型也存在适宜尺度选择问题。不同类型植被因为叶片分布特征不同, 空间异质性特征有差异, 符合比尔朗伯定律的尺度也将不同, 目前关于确定植被BRDF模型的适宜尺度的研究还比较少。针对不同的应用需求, 不同植被参数的反演模型不同, 其适宜的分析反演尺度也将发生变化。

4 高分植被结构与生理参数反演

遥感反演植被参数的原理是基于算法分析传感器接收到的地表对太阳辐射的反射信息, 以一定规则给出植被参数的最优估值(徐希孺, 2005)。随着高分遥感的发展, 已经有很多研究致力于利用高分卫星和机载数据定量反演植被参数, 包括: 生物量、冠层高度、LAI、光合有效辐射比例 FAPAR (Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation)、覆盖度、叶绿素含量 Chl (Chlorophyll content) 等, 其中以反演 LAI 的研究最多。应用的卫星影像包括 WorldView-2、WorldView-3、Pleiades-1A、SPOT-6、RapidEye、QuickBird (Asam 等, 2013; Berjón 等, 2013; Wei 等, 2017), 反演参数的分辨率从 10—0.3 m 不等。也有大量研究尝试利用有人机或无人机搭载的多光谱或者高光谱传感器进行 LAI、叶绿素等植被参数反演 (Revilla 等, 2020; 褚洪亮 等, 2017), 像元分辨率可达亚米级。高分遥感反演植被冠层参数的方法主要可分为物理模型法、数据驱动法和混合法。

4.1 物理模型法

物理模型法指基于植被BRDF机理模型, 从传感器接收到的信号逆向推算出植被特征的过程。由于植被—土壤体系是非朗伯体, 对太阳辐射的反射具有非各向同性性质, 因此利用植被冠层二向性反射特征反演植被参数是较为精确的方法。实际应用中, 针对离散植被或连续植被大都分别采用GO或者RT进行反演。但是模型中的输入参

数如叶片单次散射反照率和土壤反射率很难直接从中低分辨率图像中获取。

目前高分植被遥感往往直接迁移传统植被冠层辐射传输模型进行高分植被冠层参数反演。这种反演方式的解算方法一般为查找表法 LUT (Look-Up Table) 或者代价函数/目标函数优化法。最常用的模型是 PROSAIL 模型, 还有半经验的 CLAIR 模型 (Clevers, 1989)。这些研究大都利用机理模型模拟结果建立红光/近红外波段反射率—植被参数查找表、或者非线性回归以及机器学习方法进行反演。

Zeng 等 (2009) 基于 Quickbird 高分卫星遥感数据, 利用线性光谱混合分解获取端元光谱信息, 代入到几何光学模型中实现中国三峡地区森林郁闭度以及冠幅等森林冠层植被参数的反演。Zhang 等 (2008) 结合 4-Scale 和 Prospect 模型正向模拟建立查找表, 然后从 2 m 空间分辨率的 CASI 机载高光谱成像仪的遥感影像中反演森林冠层叶绿素含量。

基于物理模型的反演通常具有较强的物理基础, 但是利用高分遥感数据反演植被冠层参数的物理模型多为传统适用于中低分辨率或均匀植被的物理模型的直接迁移 (何兴元 等, 2018)。并未深入讨论所使用的物理模型是否适用于高分数据, 也没有剥离相邻像元的影响。直接将模型用于高分图像, 且模型要求输入较多难以获得的参数, 将导致反演结果的不确定性增加。

4.2 数据驱动法

数据驱动法最初主要依靠植被冠层参数和遥感影像光学特性之间的统计关系构建经验模型; 随着深度学习的发展, 目前很多研究利用地面观测的大量样本构建机器或深度学习模型进行反演 (梁顺林 等, 2019)。

4.2.1 经验法

经验法主要依靠植被冠层参数和遥感影像光学特性之间的统计关系构建经验模型。该方法利用的光学特性包括反射率单一或连续光谱值以及多种植被指数; 所构建的统计关系包括一元或多元线性回归、偏最小二乘回归等等。经验法简便易行, 但由于直接采用反射率或植被指数, 忽略了植被冠层BRDF特征, 导致光学特性与植被参数

之间的关系受到土壤背景、植被类型、辐射条件、光照与观测几何等的影响,使得二者的关系随地点、时间、传感器类型等而改变,限制了应用范围,影响了反演精度 (Cohen 等, 2003)。

目前的经验反演方法大都并未专门针对高空间分辨率遥感数据特点以及植被冠层的特征设计算法。因此有研究表明,在高分尺度上利用植被指数与 LAI 等植被参数的相关性进行经验建模,但是反演结果精度并没有显著的提升 (刘忠 等, 2018)。

4.2.2 机器学习方法

机器学习方法应用的算法包括人工神经网络 ANN (Artificial Neural Network)、广义回归神经网络 GRNN (Generalized Regression Neural Network)、随机森林 RF (Random Forest)、支持向量机 SVM (Support Vector Machine)、深度学习 (Deep Learning) 等方法 (Liang 等, 2013; Shah 等, 2019; 智献坡, 2020; Li 等, 2021a; Wittstruck 等, 2022; Guo 等, 2023), 反演的植被参数包括 LAI (Zhou 等, 2023)、冠层高度 (Lang 等, 2023)、植被覆盖度 (Meng 等, 2018)、叶绿素含量 (Singhal 等, 2019) 等。但地面实测的植被参数获取难度较大,很难达到机器学习模型要求的样本量,限制了机器学习方法的应用。

4.3 混合法

为了兼顾物理机理和反演精度,近年来越来越多的研究已经采用将物理模型和数据驱动相结合的方法应用于植被冠层参数的反演中,其中“辐射传输模型+机器学习”的模式是最具代表性的 (García-Haro 等, 2018; Gu 等, 2018; Berger 等, 2020; Jiao 等, 2021; 田定方等, 2023; 李丽等, 2023)。随着遥感技术和深度学习等技术的发展,高分光学遥感影像也逐渐被应用于植被冠层结构参数的反演中,植被冠层结构参数化制图的空间分辨率得到了进一步的提高。Jin 等 (2021) 结合了三维辐射传输模型和基于迁移学习的卷积神经网络,从高空间分辨率的卫星图像中估计森林冠层覆盖度。Jiang 等 (2023) 利用 PROSAIL 模型结合随机森林算法,从高分一号卫星反射率数据反演得到 LAI 和 FVC。这些研究大都利用辐射传输模型的正演模拟输出作为机器学习算法的训练

样本,从而实现混合模型的构建。

相比于辐射传输模型复杂的计算过程,混合模型减轻了计算量,同时降低了机器学习方法对实测数据的依赖。但这种混合反演方法对物理模型模拟的样本精度和代表性的要求较高,而高分数据和地面真值获取困难,因此需要适用于高分植被冠层遥感机理模型。

4.4 考虑高分数据特征的反演算法

高分遥感数据特别是无人机遥感数据近年来越来越多地用于植被监测。虽然高分数据甚至拥有厘米级的分辨率,但是分辨率的提高仍然不能避免混合像元问题。针对这一问题,也有研究有针对性地提出了解决思路,如基于半高斯拟合的混合像元植被覆盖度无偏估计算法 (HAGFVC) 以及针对普通数码相机的色彩混合分解算法 (CMA) (Mu 等, 2017; Yan 等, 2019)。也有研究尝试利用田间作物的高分图像信息,并结合数字图像处理技术和植物表型数据分析方法 (周济 等, 2018; Weiss 和 Baret, 2017), 获取有效的作物表型参数。

目前有很多研究开始利用激光雷达、倾斜摄影等点云数据作训练样本进行机器学习建模,再将模型运用到高分遥感影像上进行植被结构参数反演 (Flood 等, 2019)。有研究通过激光雷达观测的点云数据 (ALS, 机载激光扫描) 建立植被冠层结构矩阵和 LAI 的关系,进而实现基于无人机影像反演 LAI (Li 等, 2017)。也有研究尝试将高分影像的点云数据与光谱信息相结合,进行作物高度和 LAI 同步反演 (高铭阳 等, 2020)。这些研究结果都表明由高分点云得到作物高度等结构因子在高分 LAI 反演中具有重要的作用。可见,将摄影测量方法得到的几何信息与高分遥感影像结合,为高分植被结构参数反演提供了新的思路。

5 高分植被定量遥感的真实性检验方法

针对高分数据的植被定量反演不可避免的需要解决如何在精细尺度上进行模型和反演参数的真实性检验问题。相比大尺度的平均状况,区域或局地尺度上的植被动态与以往的中低分辨率遥感有显著的差异,会体现出不同的规律,也需要有针对性的真实性检验方法。

真实性检验是指将遥感反演产品与能够代表地面目标真值的参考数据如地面实测数据等进行对比分析, 独立地评价遥感反演产品的精度和不确定性的过程, 是评价遥感产品质量、可靠性和适用性的唯一手段 (Justice 等, 2000; 吴小丹 等, 2015; 闻建光 等, 2023)。由于地表空间异质性的普遍存在, 如何获取与遥感像元尺度相对应的真值是真实性检验的核心问题 (Morissette 等, 2006; 张仁华 等, 2010; 吴小丹 等, 2019; 晋锐 等, 2017)。

对于传统面对中低空间分辨率遥感的真实性检验问题, 地面观测得到通常是局部的、小范围的数据, 需要经过一系列独立严格过程转换得到像元尺度相对应的真值后, 才能与卫星传感器获得的像元尺度的数据进行对比。这一目标主要通过3类方法实现。第1类是基于地面单点测量值的验证, 在下垫面足够均一时, 可利用单点测量值直接验证; 第2类是地面多点采样, 生成高空间分辨率相对真值的分布图, 再升尺度转换到中低空间分辨率像元尺度的遥感产品上进行真实性验证 (Fang 等, 2019; 李若溪 等, 2021)。还有研究尝试引入高分辨率辅助信息来构建目标变量的趋势面, 从而捕捉目标变量的异质性分布特征, 完成升尺度过程 (吴小丹 等, 2019)。第3类方法是利用高分遥感产品验证低分辨率遥感产品, 这是目前遥感产品真实性检验的一种主流方法, 也称多尺度逐级验证 (焦子锦 等, 2005)。张仁华等 (2010) 提出“一检两恰”的多级验证方法可以看作是多尺度验证工作的范式。作为“两恰”标准的地面和航空平台获取的遥感数据都是高分数据。但如果高分数据反演结果的可靠性不能保证, 则无法作为中低尺度真实性检验的真值。

然而地表空间异质性在高分植被遥感影像中普遍存在 (Yang 等, 2023), 由于米级/亚米级高分像元观测的是单株植被或更小尺度, 当像元之间植被分布不均一时, 植被参数地面测量需要利用相关仪器直接或者间接逐像元测量。传统植被结构参数常通过手工测量的方式获取, 如用直尺测量株高、叶宽等, 虽然该方法可以作为单点测量结果验证高分反演结果, 但测量过程费时费力, 且测量结果的不确定性较大。目前常用的间接植被冠层结构测量仪器测量尺度远大于高分像元尺度, 如利用鱼眼相机观测森林冠层的LAI, 观测面

积远超过10 m分辨率。这时地面测量结果如何和高分像元反演结果匹配, 如何验证高分植被参数的反演结果还有待深入研究 (Yang 等, 2023)。很有必要针对高分植被参数和产品建立真实性检验的框架。

随着科技进步, 植被结构参数 (如植被高度、植被叶倾角分布等) 测量开始大量使用全新的非接触式测定设备, 如激光雷达成像和激光扫描技术 (Korpela, 2017; Perez 等, 2018)、立体视觉方法 (Fiorani 等, 2012) 等。通过三维数字点云信息, 这些非接触式测定设备可以快速、无损地测量植被的表型特征 (几何形状、大小、高度、截面等), 被广泛用于农作物和森林的结构参数获取 (He 等, 2017)。由于具有测量精度和自动化的双重优势, 三维高密度点云摄影测量方法已经普遍用于农作物森林的精细尺度观测, 对高分植被几何参数的真实性检验研究具有重要意义。计算机模拟模型与三维点云信息的结合将会在高分真实性检验中发挥重要作用。

6 结 语

遥感“高分时代”的到来, 为植被定量遥感监测提供了丰富的数据源。高分植被精细化定量遥感相关研究逐渐成为热点。然而, 基于对国内外研究现状的梳理, 目前在高空间分辨率植被建模与反演方面的研究相对滞后。精细化的植被定量监测和管理迫切需要高分遥感理论研究支持, 迫切需求针对米级和亚米级光学遥感图像的植被遥感机理模型和反演方法。目前植被高分定量遥感还存在以下不足:

(1) 高分植被冠层辐射传输模型研究不足。经典植被遥感机理模型专注于描述像元内部的植被冠层与太阳入射辐射之间的相互作用机理, 忽视了像元外部引起的辐射影响描述。在高分尺度下, 植被遥感机理模型需要对目标和邻近像元植被元素的空间分布进行精确的描述和建模, 定量表征并从传感器所获取的遥感信号中分离邻近像元辐射影响, 以提高利用模型反演植被参数的精度和适用性。

(2) 缺乏考虑高分冠层几何结构的植被参数反演方法。定量遥感的本质是反演 (李小文, 2005), 如何在有限的地表观测数据下定量估算地表参量是定量遥感的首要任务。相比中低空间分

分辨率遥感影像, 高分遥感影像具有在更精细尺度上描述植被几何结构的能力和优势 (Brandt 等, 2020; Song 等, 2024)。但目前冠层植被参数反演方法尚未充分利用高分遥感数据对于植被结构和纹理特征的优势。因此, 如何充分结合摄影测量方法提供的几何信息, 发展高分植被参数反演具有重要意义。

(3) 高分遥感产品是“一检两恰”多级验证中、低分辨率遥感产品的标准, 是定量遥感真实性检验的重要环节。计算机模拟模型和地面真实性检验如何有机结合, 如何验证高分植被参数的反演产品还有待深入研究。有必要针对高分植被参数和产品建立真实性检验的框架, 并针对不同类型的植被参数建立高精度的地面观测方法。

参考文献(References)

- Adeline K R M, Briottet X, Lefebvre S, Rivière N, Gastellu-Etcheberry J P and Vinatier F. 2021. Impact of tree crown transmittance on surface reflectance retrieval in the shade for high spatial resolution imaging spectroscopy: a simulation analysis based on tree modeling scenarios. *Remote Sensing*, 13(5): 931 [DOI: 10.3390/rs13050931]
- Anderson K, Ryan B, Sonntag W, Kavvada A and Friedl L. 2017. Earth observation in service of the 2030 Agenda for Sustainable Development. *Geo-spatial Information Science*, 20(2): 77-96 [DOI: 10.1080/10095020.2017.1333230]
- Asam S, Fabritius H, Klein D, Conrad C and Dech S. 2013. Derivation of leaf area index for grassland within alpine upland using multi-temporal RapidEye data. *International Journal of Remote Sensing*, 34(23): 8628-8652 [DOI: 10.1080/01431161.2013.845316]
- Asner G P, Knapp D E, Kennedy-Bowdoin T, Jones M O, Martin R E, Boardman J W and Field C B. 2007. Carnegie Airborne Observatory: in-flight fusion of hyperspectral imaging and waveform light detection and ranging for three-dimensional studies of ecosystems. *Journal of Applied Remote Sensing*, 1(1): 013536 [DOI: 10.1117/1.2794018]
- Berger K, Verrelst J, Féret J B, Wang Z H, Wocher M, Strathmann M, Danner M, Mauser W and Hank T. 2020. Crop nitrogen monitoring: Recent progress and principal developments in the context of imaging spectroscopy missions. *Remote Sensing of Environment*, 242 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111758]
- Berjón A J, Cachorro V E, Zarco-Tejada P J and De Frutos A. 2013. Retrieval of biophysical vegetation parameters using simultaneous inversion of high resolution remote sensing imagery constrained by a vegetation index. *Precision Agriculture*, 14(5): 541-557 [DOI: 10.1007/s11119-013-9315-8]
- Bian Z J, Qi J B, Wu S B, Wu Y S, Liu S Y, Xu B D, Du Y M, Cao B, Li H, Huang H G, Xiao Q and Liu Q H. 2021. A review on the development and application of three dimensional computer simulation mode of optical remote sensing. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(2): 559-576 (卞尊健, 漆建波, 吴胜标, 王雨生, 刘守阳, 徐保东, 杜永明, 曹彪, 历华, 黄华国, 肖青, 柳钦火. 2021. 光学遥感三维计算机模拟模型的研究进展与应用. *遥感学报*, 25(2): 559-576) [DOI: 10.11834/jrs.20219274]
- Brandt M, Rasmussen K, Hiernaux P, Herrmann S, Tucker C J, Tong X Y, Tian F, Mertz O, Kergoat L, Mbow C, David J L, Melocik K A, Dendoncker M, Vincke C and Fensholt R. 2018. Reduction of tree cover in West African woodlands and promotion in semi-arid farmlands. *Nature Geoscience*, 11(5): 328-333 [DOI: 10.1038/s41561-018-0092-x]
- Brandt M, Tucker C J, Kariryaa A, Rasmussen K, Abel C, Small J, Chave J, Rasmussen L V, Hiernaux P, Diouf A A, Kergoat L, Mertz O, Igel C, Gieseke F, Schöning J, Li S Z, Melocik K, Meyer J, Sinno S, Romero E, Glennie E, Montagu A, Dendoncker M and Fensholt R. 2020. An unexpectedly large count of trees in the West African Sahara and Sahel. *Nature*, 587(7832): 78-82 [DOI: 10.1038/s41586-020-2824-5]
- Burazerović D, Heylen R, Geens B, Sterckx S and Scheunders P. 2013. Detecting the adjacency effect in hyperspectral imagery with spectral unmixing techniques. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 6(3): 1070-1078 [DOI: 10.1109/JSTARS.2013.2240656]
- Campos-Taberner M, García-Haro F J, Camps-Valls G, Grau-Muedra G, Nutini F, Crema A and Boschetti M. 2016. Multitemporal and multiresolution leaf area index retrieval for operational local rice crop monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 187: 102-118 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.009]
- Cao B, Qin Q M, Ma H J and Qiu Y F. 2006. Application of object-oriented approach to SPOT5 image classification: a case study in Haidian District, Beijing City. *Geography and Geo-Information Science*, 22(2): 46-49, 54 (曹宝, 秦其明, 马海建, 邱云峰. 2006. 面向对象方法在 SPOT 5 遥感图像分类中的应用——以北京市海淀区为例. *地理与地理信息科学*, 22(2): 46-49, 54)
- Carmon N, Berk A, Bohn N, Brodrick P G, Dozier J, Johnson M, Miller C E, Thompson D R, Turmon M, Bachmann C M, Green R O, Eckert R, Liggett E, Nguyen H, Ochoa F, Okin G S, Samuels R, Schimel D, Song J J and Susiluoto J. 2023. Shape from spectra. *Remote Sensing of Environment*, 288: 113497 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113497]
- Casasanta G and Garra R. 2018. Towards a generalized beer-lambert law. *Fractal and Fractional*, 2(1): 8 [DOI: 10.3390/fractal-fract2010008]
- Chen J M and Leblanc S G. 1997. A four-scale bidirectional reflectance model based on canopy architecture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(5): 1316-1337 [DOI: 10.1109/36.628798]
- Chu H L, Xiao Q, Bai J H and Cheng J. 2017. The retrieval of leaf area index based on remote sensing by unmanned aerial vehicle. Re-

- remote Sensing Technology and Application, 32(1): 140-148 (褚洪亮, 肖青, 柏军华, 程娟. 2017. 基于无人机遥感的叶面积指数反演. 遥感技术与应用, 32(1): 140-148) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2017.1.0140]
- Clevers J G P W. 1989. Application of a weighted infrared-red vegetation index for estimating leaf Area Index by Correcting for Soil Moisture. *Remote Sensing of Environment*, 29(1): 25-37 [DOI: 10.1016/0034-4257(89)90076-X]
- Cohen W B, Maersperger T K, Gower S T and Turner D P. 2003. An improved strategy for regression of biophysical variables and Landsat ETM+ data. *Remote Sensing of Environment*, 84(4): 561-571 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00173-6]
- Cook B D, Corp L A, Nelson R F, Middleton E M, Morton D C, McCorkel J T, Masek J G, Ranson K J, Ly V and Montesano P M. 2013. NASA Goddard's LiDAR, hyperspectral and thermal (G-LiHT) airborne imager. *Remote Sensing*, 5(8): 4045-4066 [DOI: 10.3390/rs5084045]
- Culvenor D S. 2002. TIDA: an algorithm for the delineation of tree crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery. *Computers and Geosciences*, 28(1): 33-44 [DOI: 10.1016/S0098-3004(00)00110-2]
- Dahms T, Seissiger S, Borg E, Vajen H, Fichtelmann B and Conrad C. 2016. Important variables of a RapidEye time series for modelling biophysical parameters of winter wheat. *Photogrammetrie Fernerkundung Geoinformation*, 2016(5/6): 285-299 [DOI: 10.1127/pfg/2016/0303]
- Dangermond J and Goodchild M F. 2020. Building geospatial infrastructure. *Geo-Spatial Information Science*, 23(1): 1-9 [DOI: 10.1080/10095020.2019.1698274]
- Darvishzadeh R, Skidmore A, Abdullah H, Cherenet E, Ali A, Wang T J, Nieuwenhuis W, Heurich M, Vrieling A, O'Connor B and Paganini M. 2019. Mapping leaf chlorophyll content from Sentinel-2 and RapidEye data in spruce stands using the invertible forest reflectance model. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 79: 58-70 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.03.003]
- de Wit C T. 1965. Photosynthesis of Leaf Canopies. *Agricultural Research Report*. Centre for Agricultural Publications and Documentation
- Disney M, Lewis P and Saich P. 2006. 3D modelling of forest canopy structure for remote sensing simulations in the optical and microwave domains. *Remote Sensing of Environment*, 100(1): 114-132 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.10.003]
- Dube T, Mutanga O, Elhadi A and Ismail R. 2014. Intra-and-inter species biomass prediction in a plantation forest: testing the utility of high spatial resolution spaceborne multispectral rapideye sensor and advanced machine learning algorithms. *Sensors*, 14(8): 15348-15370 [DOI: 10.3390/s140815348]
- ESA. 2025. SkySat instruments[EB/OL]. [2025-01-15]. <https://earth.esa.int/eogateway/missions/skysat#instruments-section>
- Falkowski M J, Wulder M A, White J C and Gillis M D. 2009. Supporting large-area, sample-based forest inventories with very high spatial resolution satellite imagery. *Progress in Physical Geography: Earth and Environment*, 33(3): 403-423 [DOI: 10.1177/0309133309342643]
- Fang H L, Baret F, Plummer S and Schaepman-Strub G. 2019. An Overview of Global Leaf Area Index (LAI): Methods, Products, Validation, and Applications. *Reviews of Geophysics*, 57(3): 739-799 [DOI: 10.1029/2018RG000608]
- FAO. 2025. Global forest resources assessment[EB/OL]. [2025-01-15]. <https://www.fao.org/forest-resources-assessment/en/>
- Ferreira M P, Féret J B, Grau E, Gastellu-Etchegorry J P, Do Amaral C H, Shimabukuro Y E and de Souza Filho C R. 2018. Retrieving structural and chemical properties of individual tree crowns in a highly diverse tropical forest with 3D radiative transfer modeling and imaging spectroscopy. *Remote sensing of Environment*, 211: 276-291 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.023]
- Finer M, Novoa S, Weisse M J, Petersen R, Mascaro J, Souto T, Stearns F and Martinez R G. 2018. Combating deforestation: from satellite to intervention. *Science*, 360(6395): 1303-1305 [DOI: 10.1126/science.aat1203]
- Fiorani F, Rascher U, Jahnke S and Schurr U. 2012. Imaging plants dynamics in heterogenic environments. *Current Opinion in Biotechnology*, 23(2): 227-235 [DOI: 10.1016/j.copbio.2011.12.010]
- Flood N, Watson F and Collett L. 2019. Using a U-net convolutional neural network to map woody vegetation extent from high resolution satellite imagery across Queensland, Australia. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 82: 101897 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.101897]
- Gao F Y and Shi F X. 2015. Small-scale point pattern analysis based on different null models for detecting spatial patterns of dominant species in Sanjiang Plain, China. *Acta Ecologica Sinica*, 35(7): 2029-2037 (高福元, 石福习. 2015. 基于不同零模型的三江平原沼泽湿地主要物种小尺度点格局分析. 生态学报, 35(7): 2029-2037) [DOI: 10.5846/stxb201306051344]
- Gao M Y, Zhang J S, Pan Y Z, Duan Y M and Zhang D J. 2020. Retrieval of winter wheat leaf area index based on vegetation index and crop height. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 41(8): 49-57 (高铭阳, 张锦水, 潘耀忠, 段雅鸣, 张杜娟. 2020. 结合植被指数与作物高度反演冬小麦叶面积指数. 中国农业资源与区划, 41(8): 49-57) [DOI: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20200806]
- García-Haro F J, Campos-Taberner M, Muñoz-Marí J, Laparra V, Camacho F, Sánchez-Zapero J and Camps-Valls G. 2018. Derivation of global vegetation biophysical parameters from EUMETSAT Polar System. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139: 57-74 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.03.005]
- Gastellu-Etchegorry J P, Martin E and Gascon F. 2004. DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1): 73-96 [DOI: 10.1080/0143116031000115166]
- Govaerts Y M and Verstraete M M. 1998. Raytran: a Monte Carlo ray-

- tracing model to compute light scattering in three-dimensional heterogeneous media. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2): 493-505 [DOI: 10.1109/36.662732]
- Gu C Y, Clevers J G P W, Liu X, Tian X, Li Z Y and Li Z Y. 2018. Predicting forest height using the GOST, Landsat 7 ETM+, and airborne LiDAR for sloping terrains in the Greater Khingan Mountains of China. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 137: 97-111 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.01.005]
- Gui D Z, Zhang C C and Hong Z G. 2013. Development status and industrialization recommendation of aerial remote sensing technology in China. *Remote Sensing Information*, 28(1): 119-122, 48 (桂德竹, 张成成, 洪志刚. 2013. 中国航空遥感发展现状及若干建议. *遥感信息*, 28(1): 119-122, 48) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2013.01.022]
- Guimarães N, Pádua L, Marques P, Silva N, Peres E and Sousa J J. 2020. Forestry remote sensing from unmanned aerial vehicles: a review focusing on the data, processing and potentialities. *Remote Sensing*, 12(6): 1046 [DOI: 10.3390/rs12061046]
- Guo Q H, Hu T Y, Jiang Y X, Jin S C, Wang R, Guan H C, Yang Q L, Li Y M, Wu F F, Zhai Q P, Liu J and Su Y J. 2018. Advances in remote sensing application for biodiversity research. *Biodiversity Science*, 26(8): 789-806 (郭庆华, 胡天宇, 姜媛茜, 金时超, 王瑞, 关宏灿, 杨秋丽, 李玉美, 吴芳芳, 翟秋萍, 刘瑾, 苏艳军. 2018. 遥感在生物多样性研究中的应用进展. *生物多样性*, 26(8): 789-806) [DOI: 10.17520/biods.2018054]
- Guo Z, Chamberlin J and You L Z. 2023. Smallholder maize yield estimation using satellite data and machine learning in Ethiopia. *Crop and Environment*, 2(4): 165-174 [DOI: 10.1016/j.crope.2023.07.002]
- Han D, Wang H Z, Zheng B Y and Wang F. 2018. Vegetation type classification and fractional vegetation coverage estimation for an open elm (*Ulmus pumila*) woodland ecosystem during a growing season based on an unmanned aerial vehicle platform coupled with decision tree algorithms. *Acta Ecologica Sinica*, 38(18): 6655-6663 (韩东, 王浩舟, 郑邦友, 王锋. 2018. 基于无人机和决策树算法的榆树疏林草原植被类型划分和覆盖度生长季动态估计. *生态学报*, 38(18): 6655-6663) [DOI: 10.5846/stxb201803300694]
- Han Z M, Dian Y Y, Xia H, Zhou J J, Jian Y F, Yao C H, Wang X and Li Y. 2020. Comparing fully deep convolutional neural networks for land cover classification with high-spatial-resolution Gaofen-2 images. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(8): 478 [DOI: 10.3390/ijgi9080478]
- Hapke B. 1986. Bidirectional reflectance spectroscopy: 4. The extinction coefficient and the opposition effect. *Icarus*, 67(2): 264-280 [DOI: 10.1016/0019-1035(86)90108-9]
- Harris N L, Gibbs D A, Baccini A, Birdsey R A, de Bruin S, Farina M, Fatoyinbo L, Hansen M C, Herold M, Houghton R A, Potapov P V, Suarez D R, Roman-Cuesta R M, Saatchi S S, Slay C M, Turubanova S A and Tyukavina A. 2021. Global maps of twenty-first century forest carbon fluxes. *Nature Climate Change*, 11(3): 234-240 [DOI: 10.1038/s41558-020-00976-6]
- He J Q, Harrison R J and Li B. 2017. A novel 3D imaging system for strawberry phenotyping. *Plant Methods*, 13(1): 93 [DOI: 10.1186/s13007-017-0243-x]
- He X Y, Ren C Y, Chen L, Wang Z M and Zheng H F. 2018. The progress of forest ecosystems monitoring with remote sensing techniques. *Scientia Geographica Sinica*, 38(7): 997-1011 (何兴元, 任春颖, 陈琳, 王宗明, 郑海峰. 2018. 森林生态系统遥感监测技术研究进展. *地理科学*, 38(7): 997-1011) [DOI: 10.13249/j.cnki.sgs.2018.07.001]
- Houborg R and Boegh E. 2008. Mapping leaf chlorophyll and leaf area index using inverse and forward canopy reflectance modeling and SPOT reflectance data. *Remote Sensing of Environment*, 112(1): 186-202 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.04.012]
- Hu R H, Yan G J, Mu X H and Luo J H. 2014. Indirect measurement of leaf area index on the basis of path length distribution. *Remote Sensing of Environment*, 155: 239-247 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.08.032]
- Huang H G, Qin W H and Liu Q H. 2013. RAPID: a Radiosity Applicable to Porous Individual Objects for directional reflectance over complex vegetated scenes. *Remote Sensing of Environment*, 132: 221-237 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.01.013]
- Huang J L, Ju W M, Zheng G and Kang T T. 2013. Estimation of forest aboveground biomass using high spatial resolution remote sensing imagery. *Acta Ecologica Sinica*, 33(20): 6497-6508 (黄龙龙, 居为民, 郑光, 康婷婷. 2013. 基于高分辨率遥感影像的森林地上生物量估算. *生态学报*, 33(20): 6497-6508) [DOI: 10.5846/stxb201212211841]
- Huemmerich K F. 2001. The GeoSail model: a simple addition to the SAIL model to describe discontinuous canopy reflectance. *Remote Sensing of Environment*, 75(3): 423-431 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00184-X]
- Ihalainen O, Juola J and Möttö M. 2023. Physically based illumination correction for sub-centimeter spatial resolution hyperspectral data. *Remote Sensing of Environment*, 298: 113810 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113810]
- Jacobsen K. 2022. Mapping with Skysat images. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLIII-B1-2022: 99-106 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLIII-B1-2022-99-2022]
- Jia M M, Wang Z M, Mao D H, Ren C Y, Song K S, Zhao C P, Wang C, Xiao X M and Wang Y Q. 2023. Mapping global distribution of mangrove forests at 10-m resolution. *Science Bulletin*, 68(12): 1306-1316 [DOI: 10.1016/j.scib.2023.05.004]
- Jiang H Y, Wei X Q, Chen Z L, Zhu M X, Yao Y J, Zhang X T and Jia K. 2023. Influence of different soil reflectance schemes on the retrieval of vegetation LAI and FVC from PROSAIL in agriculture region. *Computers and Electronics in Agriculture*, 212 [DOI: 10.1016/j.compag.2023.108165]
- Jiao W Z, Wang L X and McCabe M F. 2021. Multi-sensor remote sensing for drought characterization: current status, opportunities

- and a roadmap for the future. *Remote Sensing of Environment*, 256: 112313 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112313]
- Jiao Z T, Wang J D, Xie L O, Zhang H, Yan G J, He L M and Li X W. 2005. Initial validation of MODIS albedo product by using field measurements and airborne multiangular remote sensing observations. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 9(1): 64-72 (焦子铨, 王锦地, 谢里欧, 张颢, 阎广建, 何立明, 李小文. 2005. 地面和机载多角度观测数据的反照率反演及对MODIS反照率产品的初步验证. *遥感学报*, 9(1): 64-72) [DOI: 10.11834/jrs.20050110]
- Jin D C, Qi J B, Huang H G and Li L Y. 2021. Combining 3D radiative transfer model and convolutional neural network to accurately estimate forest canopy cover from very high-resolution satellite images. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 10953-10963 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3122509]
- Jin R, Li X, Ma M G, Ge Y, Liu S M, Xiao Q, Wen J G, Zhao K, Xin X P, Ran Y H, Liu Q H and Zhang R P. 2017. Key methods and experiment verification for the validation of quantitative remote sensing products. *Advances in Earth Science*, 32(6): 630-642 (晋锐, 李新, 马明国, 葛咏, 刘绍民, 肖青, 闻建光, 赵凯, 辛晓平, 冉有华, 柳钦火, 张仁华. 2017. 陆地定量遥感产品的真实性检验关键技术与试验验证. *地球科学进展*, 32(6): 630-642) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2017.06.0630]
- Justice C, Townshend J, Vermote E, Sohlberg R, Descloitres J, Roy D, Hall D, Salomonson V, Riggs G, Huete A, Didan K, Miura T, Wan Z M, Strahler A, Schaaf C, Myneni R, Running S, Glassy J, Nemani R, El Saleous N and Wolfe R. 2000. Preliminary land surface products from the NASA Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS)//IGARSS 2000: IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Taking the Pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Proceedings. Honolulu: IEEE: 1157-1162 [DOI: 10.1109/IGARSS.2000.858054]
- Knyazikhin Y, Martonchik J V, Myneni R B, Diner D J and Running S W. 1998. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and MISR data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 103(D24): 32257-32275 [DOI: 10.1029/98JD02462]
- Korpela I. 2017. Acquisition and evaluation of radiometrically comparable multi-footprint airborne LiDAR data for forest remote sensing. *Remote sensing of Environment*, 194: 414-423 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.052]
- Kükenbrink D, Hueni A, Schneider F D, Damm A, Gastellu-Etcheberry J P, Schaepman M E and Morsdorf F. 2019. Mapping the irradiance field of a single tree: quantifying vegetation-induced adjacency effects. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 4994-5011 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2895211]
- Lang N C, Jetz W, Schindler K and Wegner J D. 2023. A high-resolution canopy height model of the Earth. *Nature Ecology & Evolution*, 7(11) [DOI: 10.1038/s41559-023-02206-6]
- Lam L, Lee S W and Suen C Y. 1992. Thinning methodologies-a comprehensive survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(9): 869-885 [DOI: 10.1109/34.161346]
- le Maire G, Marsden C, Verhoef W, Ponzoni F J, Lo Seen D, Bégué A, Stape J L and Nouvellon Y. 2011. Leaf area index estimation with MODIS reflectance time series and model inversion during full rotations of Eucalyptus plantations. *Remote Sensing of Environment*, 115(2): 586-599 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.10.004]
- Le Moigne J, Cole-Rhodes A, Eastman R, Jain P, Joshua A, Memarsadeghi N, Mount D, Netanyahu N, Morisette J and Uko-Ozoro E. 2006. Image registration and fusion studies for the integration of multiple remote sensing data. 2006 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vols 1-13, 6047-6050
- Li C R, Song J L and Wang J D. 2021a. New approach to calculating tree height at the regional scale. *Forest Ecosystems*, 8(1): 24 [DOI: 10.1186/s40663-021-00300-4]
- Li D R. 2009. Intelligent earth observation systems and earthquake relief. *Science of Surveying and Mapping*, 34(1): 8-10 (李德仁. 2009. 对地观测与抗震救灾. *测绘科学*, 34(1): 8-10) [DOI: 10.3771/j.issn.1009-2307.2009.01.001]
- Li D R. 2015. Developing a state-of-the-art high-resolution commercial remote sensing satellite system to advance the integration of military and civilian applications. *Defense Industry Conversion in China*, (9): 8-11 (李德仁. 2015. 建设商业化高分辨率遥感卫星系统推动军民深度融合. *中国军转民*, (9): 8-11)
- Li D R, Wang M and Jiang J. 2021b. China's high-resolution optical remote sensing satellites and their mapping applications. *Geo-Spatial Information Science*, 24(1): 85-94 [DOI: 10.1080/10095020.2020.1838957]
- Li J D. 2022. Advances in high-resolution earth observation satellite remote sensing technologies in China. *Science and Technology Foresight*, 1(1): 112-125 (李劲东. 2022. 中国高分辨率对地观测卫星遥感技术进展. *前瞻科技*, 1(1): 112-125) [DOI: 10.3981/j.issn.2097-0781.2022.01.010]
- Li L, Xin X Z, Tang Y, Bai J H, Du Y M, Sun L, Wen J G, Zhong B, Wu S L, Zhang H L, Yu S S and Liu Q H. 2023. Fraction of absorbed photosynthetically active radiation inversion algorithm of GF-1 data combining radiative transfer model simulation and deep learning. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(3): 700-710 (李丽, 辛晓洲, 唐勇, 柏军华, 杜永明, 孙林, 闻建光, 仲波, 吴善龙, 张海龙, 余珊珊, 柳钦火. 2023. 辐射传输模型模拟与深度学习结合的高分一号卫星植被光合有效辐射吸收比例产品反演算法. *遥感学报*, 27(3): 700-710) [DOI: 10.11834/jrs.20232021]
- Li R X, Zhou X, Lyu T T, Tao Z, Wang J and Xie F T. 2021. Optimal sampling strategy for authenticity test in heterogeneous vegetated areas. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 37(8): 177-186 (李若溪, 周翔, 吕婷婷, 陶醉, 王锦, 谢富泰. 2021. 植被异质性样区真实性检验的优化采样策略. *农业工程学报*, 37(8): 177-186) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2021.08.020]

- Li S Z, Brandt M, Fensholt R, Kariryaa A, Igel C, Gieseke F, Nord-Larsen T, Oehmcke S, Carlsen A H, Juntila S, Tong X Y, d'Aspremont A and Ciais P. 2023. Deep learning enables image-based tree counting, crown segmentation, and height prediction at national scale. *PNAS Nexus*, 2(4): pgad076 [DOI: 10.1093/pnasnexus/pgad076]
- Li W, Niu Z, Chen H Y and Li D. 2017. Characterizing canopy structural complexity for the estimation of maize LAI based on ALS data and UAV stereo images. *International Journal of Remote Sensing*, 38(8/10): 2106-2116 [DOI: 10.1080/01431161.2016.1235300]
- Li W H, Yan G J, Mu X H, Tong Y Y, Zhou K and Xie D H. 2024. Modeling the hotspot effect for vegetation canopies based on path length distribution. *Remote Sensing of Environment*, 303: 113985 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113985]
- Li X W. 2005. Retrospect, prospect and innovation in quantitative remote sensing. *Journal of Henan University (Natural Science)*, 35(4): 49-56 (李小文. 2005. 定量遥感的发展与创新. 河南大学学报(自然科学版), 35(4): 49-56) [DOI: 10.15991/j.cnki.411100.2005.04.012]
- Li X W and Strahler A H. 1985. Geometric-optical modeling of a conifer forest canopy. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-23(5): 705-721 [DOI: 10.1109/TGRS.1985.289389]
- Li X W and Strahler A H. 1986. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of a conifer forest canopy. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24(6): 906-919 [DOI: 10.1109/TGRS.1986.289706]
- Li X W and Strahler A H. 1992. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of the discrete crown vegetation canopy: effect of crown shape and mutual shadowing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 276-292 [DOI: 10.1109/36.134078]
- Li X W, Strahler A H and Woodcock C E. 1995. A hybrid geometric optical-radiative transfer approach for modeling albedo and directional reflectance of discontinuous canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(2): 466-480 [DOI: 10.1109/TGRS.1995.8746028]
- Li X W and Wang J D. 1995. *Vegetation Optical Remote Sensing Models and Vegetation Structure Parameterization*. Beijing: Science Press (李小文, 王锦地. 1995. 植被光学遥感模型与植被结构参数化. 北京: 科学出版社)
- Li Z Y and Chen E X. 2021. Development course of forestry remote sensing in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 292-301 (李增元, 陈尔学. 2021. 中国林业遥感发展历程. 遥感学报, 25(1): 292-301) [DOI: 10.11834/jrs.20211016]
- Liang S L. 2009. *Quantitative Remote Sensing*. Beijing: Science Publishing Press (梁顺林. 2009. 定量遥感. 北京: 科学出版社)
- Liang S L, Li X W and Wang J D. 2019. *Quantitative Remote Sensing: Concepts and Algorithms*. 2nd ed. Beijing: Science Publishing Press (梁顺林, 李小文, 王锦地. 2019. 定量遥感: 理念与算法. 2版. 北京: 科学出版社)
- Liang S L, Zhao X, Liu S H, Yuan W P, Cheng X, Xiao Z Q, Zhang X T, Liu Q, Cheng J, Tang H R, Qu Y H, Bo Y C, Qu Y, Ren H Z, Yu K and Townshend J. 2013. A long-term Global LAnd Surface Satellite (GLASS) data-set for environmental studies. *International Journal of Digital Earth*, 6(S1): 5-33 [DOI: 10.1080/17538947.2013.805262]
- Liao X H, Xiao Q and Zhang H. 2019. UAV remote sensing: popularization and expand application development trend. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 23(6): 1046-1052 (廖小罕, 肖青, 张颢. 2019. 无人机遥感: 大众化与拓展应用发展趋势. 遥感学报, 23(6): 1046-1052) [DOI: 10.11834/jrs.20199422]
- Liu L Y. 2014. Simulation and correction of spatial scaling effects for leaf area index. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 18(6): 1158-1168 (刘良云. 2014. 叶面积指数遥感尺度效应与尺度纠正. 遥感学报, 18(6): 1158-1168) [DOI: 10.11834/jrs.20144103]
- Liu Q H, Cao B, Zeng Y L, Li J, Du Y M, Wen J G, Fan W L, Zhao J and Yang L. 2016. Recent progresses on the remote sensing radiative transfer modeling over heterogeneous vegetation canopy. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 933-945 (柳钦火, 曹彪, 曾也鲁, 李静, 杜永明, 闻建光, 范渭亮, 赵静, 杨乐. 2016. 植被遥感辐射传输建模中的异质性研究进展. 遥感学报, 20(5): 933-945) [DOI: 10.11834/jrs.20166280]
- Liu Y F, Pan Y and Li H. 2019. Study of crown information extraction of *Picea schrenkiana* var. *tianschanica* based on high-resolution satellite remote sensing data. *Remote Sensing for Land and Resources*, 31(4): 112-119 (刘玉锋, 潘英, 李虎. 2019. 基于高空间分辨率遥感数据的天山云杉树冠信息提取研究. 国土资源遥感, 31(4): 112-119) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2019.04.15]
- Liu Z, Wan W, Huang J Y, Han Y W and Wang J Y. 2018. Progress on key parameters inversion of crop growth based on unmanned aerial vehicle remote sensing. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 34(24): 60-71 (刘忠, 万炜, 黄晋宇, 韩已文, 王佳莹. 2018. 基于无人机遥感的农作物长势关键参数反演研究进展. 农业工程学报, 34(24): 60-71) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2018.24.008]
- Lopatín J, Dolos K, Kattenborn T and Fassnacht F E. 2019. How canopy shadow affects invasive plant species classification in high spatial resolution remote sensing. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 5(4): 302-317 [DOI: 10.1002/rse2.109]
- Ma X and Liu Y. 2020. A modified geometrical optical model of row crops considering multiple scattering frame. *Remote Sensing*, 12(21): 3600 [DOI: 10.3390/rs12213600]
- Marris E. 2013. Drones in science: fly, and bring me data. *Nature*, 498(7453): 156-158 [DOI: 10.1038/498156a]
- Maselli F, Gilabert M A and Conese C. 1998. Integration of high and low resolution NDVI data for monitoring vegetation in Mediterranean environments. *Remote Sensing of Environment*, 63(3): 208-218 [DOI: 10.1016/S0034-4257(97)00131-4]
- Masjedi A, Crawford M M, Carpenter N R and Tuinstra M R. 2020. Multi-temporal predictive modelling of sorghum biomass using UAV-based hyperspectral and LiDAR data. *Remote Sensing*, 12

- (21): 3587 [DOI: 10.3390/rs12213587]
- Maxar. 2025. Optical Imagery[EB/OL]. [2025-02-15]. <https://www.maxar.com/maxar-intelligence/products/optical-imagery>
- Meng B P, Gao J L, Liang T G, Cui X, Ge J, Yin J P, Feng Q S, Xie H J. 2018. Modeling of Alpine Grassland Cover Based on Unmanned Aerial Vehicle Technology and Multi-Factor Methods: A Case Study in the East of Tibetan Plateau, China. *Remote Sensing*, 10(2) [DOI: 10.3390/rs10020320]
- Monsi M and Saeki T. 2005. On the factor light in plant communities and its importance for matter production. *Annals of botany*, 95(3): 549-567 [DOI: 10.1093/aob/mci052]
- Monteith J L and Ross J. 1981. The radiation regime and architecture of plant stands. The Hague: Dr W. Junk Publishers
- Morisette J T, Baret F, Privette J L, Myneni R B, Nickeson J E, Garrigues S, Shabanov N V, Weiss M, Fernandes R A, Leblanc S G, Kalacska M, Sánchez-Azofeifa G A, Chubey M, Rivard B, Stenberg P, Rautiainen M, Voipio P, Manninen T, Pilant A N, Lewis T E, Iames J S, Colombo R, Meroni M, Busetto L, Cohen W B, Turner D P, Warner E D, Petersen G W, Seufert G and Cook R. 2006. Validation of global moderate-resolution LAI products: A framework proposed within the CEOS Land Product Validation subgroup. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(7): 1804-1817 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.872529]
- Mu X H, Hu R H, Zeng Y L, McVicar T R, Ren H Z, Song W J, Wang Y Y, Casa R, Qi J B, Xie D H and Yan G J. 2017. Estimating structural parameters of agricultural crops from ground-based multi-angular digital images with a fractional model of sun and shade components. *Agricultural and Forest Meteorology*, 246: 162-177 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.06.009]
- Myneni R B and Asrar G. 1993. Radiative transfer in three-dimensional atmosphere-vegetation media. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 49(6): 585-598 [DOI: 10.1016/0022-4073(93)90003-Z]
- Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, Privette J L, Glassy J, Tian Y, Wang Y, Song X, Zhang Y, Smith G R, Lotsch A, Friedl M, Morisette J T, Votava P, Nemani R R and Running S W. 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 214-231 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00074-3]
- Okin G S. 2023. Shadow is related to roughness but MODIS BRDF should not be used to estimate lateral cover. *Remote Sensing of Environment*, 292: 113581 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113581]
- Paganini M, Leidner A K, Geller G, Turner W and Wegmann M. 2016. The role of space agencies in remotely sensed essential biodiversity variables. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 2(3): 132-140 [DOI: 10.1002/rse2.29]
- Pan H Z and Chen Z X. 2018. Application of UVA hyperspectral remote sensing in winter wheat leaf area index inversion. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 39(3): 32-37 (潘海珠, 陈仲新. 2018. 无人机高光谱遥感数据在冬小麦叶面积指数反演中的应用. *中国农业资源与区划*, 39(3): 32-37) [DOI: 10.7621/cjarrp.1005-9121.20180305]
- Pan Y H. 2015. Analysis of concepts and categories of plant phenome and phenomics. *Acta Agronomica Sinica*, 41(2): 175-186 (潘映红. 2015. 论植物表型组和植物表型组学的概念与范畴. *作物学报*, 41(2): 175-186) [DOI: 10.3724/SP.J.1006.2015.00175]
- Pang Y, Li Z Y, Ju H B, Lu H, Jia W, Si L, Guo Y, Liu Q W, Li S M, Liu L X, Xie B B, Tan B X and Dian Y Y. 2016. LiCHy: the CAF's LiDAR, CCD and hyperspectral integrated airborne observation system. *Remote Sensing*, 8(5): 398 [DOI: 10.3390/rs8050398]
- Pang Y, Liang X J, Jia W, Si L, Yan G J and Shi J C. 2021. The comprehensive airborne remote sensing experiment in Saihanba forest farm. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 904-917 (庞勇, 梁晓军, 英文, 斯林, 阎广建, 施建成. 2021. 塞罕坝林场机载综合遥感实验. *遥感学报*, 25(4): 904-917) [DOI: 10.11834/jrs.20210222]
- Perez R P A, Costes E, Théveny F, Griffon S, Caliman J P and Dauzat J. 2018. 3D plant model assessed by terrestrial LiDAR and hemispherical photographs: a useful tool for comparing light interception among oil palm progenies. *Agricultural and Forest Meteorology*, 249: 250-263 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.11.008]
- Perko R, Raggam H, Scharadt M and Roth P M. 2018. Very high resolution mapping with the Pléiades satellite constellation. *American Journal of Remote Sensing*, 6(2): 89-99 [DOI: 10.11648/j.ajrs.20180602.14]
- Qi J B, Jiang J Y, Zhou K, Xie D H and Huang H G. 2023. Fast and accurate simulation of canopy reflectance under wavelength-dependent optical properties using a semi-empirical 3D radiative transfer model. *Journal of Remote Sensing*, 3: 0017 [DOI: 10.34133/remotesensing.0017]
- Qi J B, Xie D H, Jiang J Y and Huang H G. 2022. 3D radiative transfer modeling of structurally complex forest canopies through a lightweight boundary-based description of leaf clusters. *Remote Sensing of Environment*, 283: 113301 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113301]
- Qi J B, Xie D H, Yin T G, Yan G J, Gastellu-Etcheberry J P, Li L Y, Zhang W M, Mu X H and Norford L K. 2019. LESS: large-scale remote sensing data and image simulation framework over heterogeneous 3D scenes. *Remote Sensing of Environment*, 221: 695-706 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.036]
- Qin W H and Gerstl S A W. 2000. 3-D scene modeling of semidesert vegetation cover and its radiation regime. *Remote Sensing of Environment*, 74(1): 145-162 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00129-2]
- Qin W H and Liang S L. 2000. Plane-parallel canopy radiation transfer modeling: recent advances and future directions. *Remote Sensing Reviews*, 18(2/4): 281-305 [DOI: 10.1080/02757250009532393]
- Reddy C S, Kurian A, Srivastava G, Singhal J, Varghese A O, Padalia H, Ayyappan N, Rajashekar G, Jha C S and Rao P V N. 2021. Remote sensing enabled essential biodiversity variables for biodiversity assessment and monitoring: technological advancement and potentials. *Biodiversity and Conservation*, 30(1): 1-14 [DOI: 10.

- 1007/s10531-020-02073-8]
- Reichstein M, Bahn M, Mahecha M D, Kattge J and Baldocchi D D. 2014. Linking plant and ecosystem functional biogeography. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 111(38): 13697-13702 [DOI: 10.1073/pnas.1216065111]
- Revell A, Florence A, Macarthur A, Hoad S, Rees R and Williams M. 2020. Quantifying uncertainty and bridging the scaling gap in the retrieval of leaf area index by coupling Sentinel-2 and UAV observations. *Remote Sensing*, 12(11): 1843 [DOI: 10.3390/rs12111843]
- Ross J. 1981. *The Radiation Regime and Architecture of Plant Stands*. Dordrecht: Springer [DOI: 10.1007/978-94-009-8647-3]
- Roy D P, Huang H Y, Houborg R and Martins V S. 2021. A global analysis of the temporal availability of PlanetScope high spatial resolution multi-spectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112586 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112586]
- Sanders L C, Schott J R and Raqueño R. 2001. A VNIR/SWIR atmospheric correction algorithm for hyperspectral imagery with adjacency effect. *Remote Sensing of Environment*, 78(3): 252-263 [DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00219-X]
- Shabanov N V, Knyazikhin Y, Baret F and Myneni R B. 2000. Stochastic modeling of radiation regime in discontinuous vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 74(1): 125-144 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00128-0]
- Shah S H, Angel Y, Houborg R, Ali S and McCabe M F. 2019. A random forest machine learning approach for the retrieval of leaf chlorophyll content in wheat. *Remote Sensing*, 11(8): 920 [DOI: 10.3390/rs11080920]
- Singhal G, Bansod B, Mathew L, Goswami J, Choudhury B U and Raju P L N. 2019. Estimation of Leaf Chlorophyll Concentration in Turmeric (*Curcuma longa*) Using High-Resolution Unmanned Aerial Vehicle Imagery Based on Kernel Ridge Regression. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 47(7): 1111-1122 [DOI: 10.1007/s12524-019-00969-9]
- Song G Q, Wang J, Zhao Y Y, Yang D D, Lee C K F, Guo Z F, Detto M, Alberton B, Morellato P, Nelson B and Wu J. 2024. Scale matters: spatial resolution impacts tropical leaf phenology characterized by multi-source satellite remote sensing with an ecological-constrained deep learning model. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114027 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114027]
- Song Y C. 2017. *Vegetation Ecology*. 2nd ed. Beijing: Higher Education Press (宋永昌. 2017. 植被生态学. 2版. 北京: 高等教育出版社)
- Su L H, Li X W and Huang Y X. 2001. An review on scale in remote sensing. *Advances in Earth Science*, 16(4): 544-548 (苏理宏, 李小文, 黄裕霞. 2001. 遥感尺度问题研究进展. 地球科学进展, 16(4): 544-548) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-8166.2001.04.016]
- Suits G H. 1971. The calculation of the directional reflectance of a vegetative canopy. *Remote Sensing of Environment*, 2: 117-125 [DOI: 10.1016/0034-4257(71)90085-X]
- Tang F L and Liu L Y. 2014. Canopy characteristic scale model and quantitative calculation. *Journal of Remote Sensing*, 18(6): 1182-1188 (唐凤莉, 刘良云. 2014. 冠层特征尺度的定量计算模型与方法. 遥感学报, 18(6): 1182-1188) [DOI: 10.11834/jrs.20144066]
- Tian X M, Chen L and Zhang X L. 2021. Classifying tree species in the plantations of southern China based on wavelet analysis and mathematical morphology. *Computers and Geosciences*, 151: 104757 [DOI: 10.1016/j.cageo.2021.104757]
- Tang X M, Zhang G, Zhu X Y, Pan H B, Jiang Y H, Zhou P, Wang X and Guo L. 2012. Triple linear-array imaging geometry model of Ziyuan-3 surveying satellite and its validation. *Acta Geodetica et Cartographica Sinica*, 41(2): 191-198 (唐新明, 张过, 祝小勇, 潘红播, 蒋永华, 周平, 王霞, 郭莉. 2012. 资源三号测绘卫星三线阵成像几何模型构建与精度初步验证. 测绘学报, 41(2): 191-198) [DOI: 10.11834/jrs.20144066]
- Tian D F, Yang S Q, Xu D W, Ren H Z, Fan W J and Liu R Y. 2023. FAPAR retrieval from GF-5 hyperspectral images based on unified BRDF model. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(3): 711-723 (田定方, 杨斯棋, 徐大伟, 任华忠, 范闻捷, 刘镭源. 2023. 基于植被二向性反射统一模型的高分五号 FAPAR 遥感反演算法. 遥感学报, 27(3): 711-723) [DOI: 10.11834/jrs.20210097]
- Tong X D. 2016. Development of China high-resolution earth observation system. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 20(5): 775-780 (童旭东. 2016. 中国高分辨率对地观测系统重大专项建设进展. 遥感学报, 20(5): 775-780) [DOI: 10.11834/jrs.20166302]
- Verhoef W. 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: the SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16(2): 125-141 [DOI: 10.1016/0034-4257(84)90057-9]
- Verhoef W and Bach H. 2007. Coupled soil-leaf-canopy and atmosphere radiative transfer modeling to simulate hyperspectral multi-angular surface reflectance and TOA radiance data. *Remote Sensing of Environment*, 109(2): 166-182 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.013]
- Wan L, Ryu Y, Dechant B, Lee J, Zhong Z L and Feng H Z. 2024. Improving retrieval of leaf chlorophyll content from Sentinel-2 and Landsat-7/8 imagery by correcting for canopy structural effects. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114048 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114048]
- Wang Q M and Atkinson P M. 2017. The effect of the point spread function on sub-pixel mapping. *Remote Sensing of Environment*, 193: 127-137 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.002]
- Wei C W, Huang J F, Mansaray L R, Li Z H, Liu W W and Han J H. 2017. Estimation and mapping of winter oilseed rape LAI from high spatial resolution satellite data based on a hybrid method. *Remote Sensing*, 9(5): 488 [DOI: 10.3390/rs9050488]
- Wei M, Fan W Y, Zhang H J, Yu Y, Wu G M and Cheng T H. 2023. Spatial scale applicability of 4-Scale geometrical optics model canopy reflectance simulation. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 34(3): 605-613 (魏萌, 范文义, 张海军, 于颖, 吴国明, 程腾辉. 2023. 4-Scale 几何光学模型冠层反射率模拟的空间尺度适

- 用性. 应用生态学报, 34(3): 605-613 [DOI: 10.13287/j.1001-9332.202303.025]
- Weiss M and Baret F. 2017. Using 3D point clouds derived from UAV RGB imagery to describe vineyard 3D macro-structure. *Remote Sensing*, 9(2): 111 [DOI: 10.3390/rs9020111]
- Wen J G, Liu Q H, Li Z Y, Li X, Liu S M, Xiao Q, Gao Z H, Ma M G, Che T, Liu L Y, Fang H L, Yan G J, Ge Y, Chen E X, Zhang Y, Ma L L, Wu X D and Chen X. 2023. A review of the development of remote sensing field experiments and product validation in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(3):573-583 (闻建光, 柳钦火, 李增元, 李新, 刘绍民, 肖青, 高志海, 马明国, 车涛, 刘良云, 方红亮, 阎广建, 葛咏, 陈尔学, 张勇, 马灵玲, 吴小丹, 陈曦. 2023. 中国遥感实验与真实性检验的发展思考. 遥感学报, 27(3):573-583) [DOI: 10.11834/jrs.20232673]
- Widlowski J L, Mio C, Disney M, Adams J, Andredakis I, Atzberger C, Brennan J, Busetto L, Chelle M, Ceccherini G, Colombo R, Côté J F, Eenmäe A, Essery R, Gastellu-Etchegorry J P, Gobron N, Grau E, Haverd V, Homolová L, Huang H G, Hunt L, Kobayashi H, Koetz B, Kuusk A, Kuusk J, Lang M, Lewis P E, Lovell J L, Malenovsky Z, Meroni M, Mörsdorf F, Mottus M, Ni-Meister W, Pinty B, Rautiainen M, Schlerf M, Somers B, Stuckens J, Verschaete M M, Yang W Z, Zhao F and Zenone T. 2015. The fourth phase of the radiative transfer model intercomparison (RAMI) exercise: actual canopy scenarios and conformity testing. *Remote Sensing of Environment*, 169: 418-437 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.08.016]
- Wittstruck L, Jarmer T, Trautz D and Waske B. 2022. Estimating LAI From Winter Wheat Using UAV Data and CNNs. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19 [DOI: 10.1109/LGRS.2022.3141497]
- Woldai T. 2020. The Status of Earth Observation (EO) and Geo-Information Sciences in Africa – trends and challenges. *Geo-Spatial Information Science*, 23(1): 107-123 [DOI: 10.1080/10095020.2020.1730711]
- Wu B F and Zhang M. 2017. Remote sensing: observations to data products. *Acta Geographica Sinica*, 72(11): 2093-2111 (吴炳方, 张森. 2017. 从遥感观测数据到数据产品. 地理学报, 72(11): 2093-2111) [DOI: 10.11821/dlxb201711013]
- Wu C P, Yuan W G, Sheng W X, Huang Y J, Chen Q B, Shen A H, Zhu J R and Jiang B. 2018. Spatial distribution patterns and associations of tree species in typical natural secondary forest communities in Zhejiang Province. *Acta Ecologica Sinica*, 38(2): 537-549 (吴初平, 袁位高, 盛卫星, 黄玉洁, 陈庆标, 沈爱华, 朱锦茹, 江波. 2018. 浙江省典型天然次生林主要树种空间分布格局及其关联性. 生态学报, 38(2): 537-549) [DOI: 10.5846/stxb201609301977]
- Wu H B, Wu M T, Yang S Q, Fan W J and Ren H Z. 2022. A method for determining suitable scales for vegetation remote sensing based on the spatial distribution of leaves. *Remote Sensing for Natural Resources*, 34(2): 72-79 (吴浩波, 吴梦彤, 杨斯棋, 范闻捷, 任华忠. 2022. 基于叶片空间分布的植被遥感适宜尺度方法. 自然资源遥感, 34(2): 72-79) [DOI: 10.6046/zrzyyg.2021148]
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q, Li X, Liu Q, Tang Y, Dou B C, Peng J J, You D Q and Li X W. 2015. Advances in validation methods for remote sensing products of land surface parameters. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 19(1): 75-92 (吴小丹, 闻建光, 肖青, 李新, 刘强, 唐勇, 窦宝成, 彭菁菁, 游冬琴, 李小微. 2015. 关键陆表参数遥感产品真实性检验方法研究进展. 遥感学报, 19(1): 75-92) [DOI: 10.11834/jrs.20154009]
- Wu X D, Xiao Q, Wen J G and You D Q. 2019. Advances and challenges in the validation of remote sensing albedo products. *Journal of Remote Sensing*, 23(1): 11-23 (吴小丹, 肖青, 闻建光, 游冬琴. 2019. 异质地表反照率遥感产品真实性检验研究现状及挑战. 遥感学报, 23(1): 11-23) [DOI: 10.11834/jrs.20198057]
- Xiao Q, Liu Q H, Li X W, Chen L F and Liu Q. 2005. Analysis and correction of atmospheric cross radiation for high geometric resolution airborne remote sensing data. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 9(6): 625-633 (肖青, 柳钦火, 李小微, 陈良富, 刘强. 2005. 高分辨率机载遥感数据的交叉辐射影响及其校正. 遥感学报, 9(6): 625-633) [DOI: 10.11834/jrs.20050692]
- Xiao Y F, Zhou D M and Zhao W J. 2013. Review of inverting biophysical and biochemical vegetation parameters in various spatial scales using radiative transfer models. *Acta Ecologica Sinica*, 33(11): 3291-3297 (肖艳芳, 周德民, 赵文吉. 2013. 辐射传输模型多尺度反演植被理化参数研究进展. 生态学报, 33(11): 3291-3297) [DOI: 10.5846/stxb201203290434]
- Xu X R. 2005. *Remote Sensing Physics*. Beijing: Peking University Press (徐希孺. 2005. 遥感物理. 北京: 北京大学出版社)
- Xu X R, Fan W J, Li J C, Zhao P and Chen G X. 2017. A unified model of bidirectional reflectance distribution function for the vegetation canopy. *Science China Earth Sciences*, 60(3): 463-477 [DOI: 10.1007/s11430-016-5082-6]
- Xu X R and Wang P R. 1999. Computing atmospheric point spread function by Monte-Carlo Method. *Journal of Remote Sensing (in Chinese)*, 3(4): 268-278 (徐希孺, 王平荣. 1999. 用蒙特—卡罗方法计算大气点扩散函数. 遥感学报, 3(4): 268-278) [DOI: 10.11834/jrs.19990404]
- Yan G J, Li L Y, Coy A, Mu X H, Chen S B, Xie D H, Zhang W M, Shen Q F and Zhou H M. 2019. Improving the estimation of fractional vegetation cover from UAV RGB imagery by colour unmixing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 158: 23-34 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.09.017]
- Yang S Q, Hu L, Wu H B, Ren H Z, Qiao H B, Li P J and Fan W J. 2021. Integration of crop growth model and random forest for winter wheat yield estimation from UAV hyperspectral imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 6253-6269 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3089203]
- Yang S Q, Peng N J, Zhai D C, Tao Y Z, He Q C, Mu X H, Li Y and Fan W J. 2023. Fisheye-based forest LAI field measurements for remote sensing validation at high spatial resolution. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 20: 2504305 [DOI: 10.1109/

- LGRS.2023.3308369]
- Yin T G, Montesano P M, Cook B D, Chavanon E, Neigh C S R, She-an D, Peng D J, Lauret N, Mkaouar A, Morton D C, Regaieg O, Zhen Z J and Gastellu-Etchegorry J P. 2023a. Modeling forest canopy surface retrievals using very high-resolution spaceborne stereogrammetry: (I) methods and comparisons with actual data. *Remote Sensing of Environment*, 298: 113825 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113825]
- Yin T G, Montesano P M, Cook B D, Chavanon E, Neigh C S R, She-an D, Peng D J, Lauret N, Mkaouar A, Regaieg O, Zhen Z J, Qin R J, Gastellu-Etchegorry J P and Morton D C. 2023b. Modeling forest canopy surface retrievals using very high-resolution spaceborne stereogrammetry: (II) optimizing acquisition configurations. *Remote Sensing of Environment*, 298: 113824 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113824]
- Yue Y M, Wang K L, Zhang B and Chen Z C. 2008. Applications of hyperspectral remote sensing in ecosystem: a review. *Remote Sensing Technology and Application*, 23(4): 471-478 (岳跃民, 王克林, 张兵, 陈正超. 2008. 高光谱遥感在生态系统研究中的应用进展. *遥感技术与应用*, 23(4): 471-478)
- Zarco-Tejada P J, Diaz-Varela R, Angileri V and Loudjani P. 2014. Tree height quantification using very high resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV) and automatic 3D photo-reconstruction methods. *European Journal of Agronomy*, 55: 89-99 [DOI: 10.1016/j.eja.2014.01.004]
- Zarco-Tejada P J, Hornero A, Beck P S A, Kattenborn T, Kempeneers P, Hernández-Clemente R. 2019. Chlorophyll content estimation in an open-canopy conifer forest with Sentinel-2A and hyperspectral imagery in the context of forest decline. *Remote Sensing of Environment*, 223: 320-335 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.031]
- Zeng Y, Schaepman M E, Wu B F, Clevers J G P W and Bregt A K. 2009. Quantitative forest canopy structure assessment using an inverted geometric-optical model and up-scaling. *International Journal of Remote Sensing*, 30(6): 1385-1406 [DOI: 10.1080/01431160802395276]
- Zhang R H, Tian J, Li Z L, Su H B, Chen S H and Tang X Z. 2010. Principles and methods for the validation of quantitative remote sensing products. *Science China Earth Sciences*, 53(5): 741-751 (张仁华, 田静, 李召良, 苏红波, 陈少辉. 2010. 定量遥感产品真实性检验的基础与方法. *中国科学: 地球科学*, 40(2): 211-222) [DOI: 10.1007/s11430-010-0021-3]
- Zhang Y. 2018. Smart photogrammetric and remote sensing image processing for optical very high resolution images examples from the CRC-AGIP Lab at UNB. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 47(6): 722-729 (Zhang Y. 2018. 智能摄影测量和图像处理在高分辨率光学遥感影像处理中的应用——CRC-AGIP实验室的案例. *测绘学报*, 47(6): 722-729) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2018.20180011]
- Zhang Y Q, Chen J M, Miller J R and Noland T L. 2008. Leaf chlorophyll content retrieval from airborne hyperspectral remote sensing imagery. *Remote Sensing of Environment*, 112(7): 3234-3247 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.04.005]
- Zhao Y S. 2003. Principles and Methods of Remote Sensing Application Analysis. Beijing: Science Press (赵英时. 2003. 遥感应用分析原理与方法. 北京: 科学出版社)
- Zhi X P. 2020. Inversion of Canopy Closure of Artificial Coniferous Forest based on 4-Scale Model. Heilongjiang: Northeast Forestry University (智献坡. 2020. 基于4-Scale模型反演人工针叶林郁闭度. 黑龙江: 东北林业大学) [DOI: 10.27009/d.cnki.gdblu.2020.000330]
- Zhou C H and Luo J C. 2009. Geological Computation of High-Resolution Satellite Remote Sensing Imagery. Beijing: Science Press (周成虎, 骆剑承. 2009. 高分辨率卫星遥感影像地学计算. 科学出版社)
- Zhou J, Tardieu F, Pridmore T, Doonan J, Reynolds D, Hall N, Griffiths S, Cheng T, Zhu Y, Wang X E, Jiang D and Ding Y F. 2018. Plant phenomics: history, present status and challenges. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 41(4): 580-588 (周济, Tardieu F, Pridmore T, Doonan J, Reynolds D, Hall N, Griffiths S, 程涛, 朱艳, 王秀娥, 姜东, 丁艳锋. 2018. 植物表型组学: 发展、现状与挑战. *南京农业大学学报*, 41(4): 580-588) [DOI: 10.7685/jnau.201805100]
- Zhou J X, Yang Q, Liu L C, Kang Y H, Jia X W, Chen M, Ghosh R, Xu S M, Jiang C Y, Guan K Y, Kumar V and Jin Z N. 2023. A deep transfer learning framework for mapping high spatiotemporal resolution LAI. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 206: 30-48 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.10.017]
- Zhou X J. 1991. Advanced Atmospheric Physics, Volumes I and II. Beijing: China Meteorological Press (周秀骥. 1991. 高等大气物理学, 上下册. 北京: 气象出版社)
- Zhu R Z, Cong Y T, Wang H F and Bai Z G. 2016b. Global high-resolution optical satellite overview (3): Asia and Russia. *Spacecraft Engineering*, 25(2): 70-96 (朱仁璋, 丛云天, 王鸿芳, 白照广. 2016b. 全球高分光学卫星概述(三): 亚洲与俄罗斯. *航天器工程*, 25(2): 70-96) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-8748.2016.02.012]
- Zhu R Z, Cong Y T, Wang H F, Qiu H and Bai Z G. 2016a. Global high-resolution optical satellite overview (2): Europe. *Spacecraft Engineering*, 25(1): 95-118 (朱仁璋, 丛云天, 王鸿芳, 邱慧, 白照广. 2016a. 全球高分光学卫星概述(二): 欧洲. *航天器工程*, 25(1): 95-118) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-8748.2016.01.015]
- Zhu R Z, Cong Y T, Wang H F, Xu Y J and Bai Z G. 2015. Global high-resolution optical satellite overview (1): USA and Canada. *Spacecraft Engineering*, 24(6): 85-106 (朱仁璋, 丛云天, 王鸿芳, 徐宇杰, 白照广. 2015. 全球高分光学卫星概述(一): 美国和加拿大. *航天器工程*, 24(6): 85-106) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-8748.2015.06.015]

Progress in high spatial resolution vegetation quantitative remote sensing

FAN Wenjie^{1,2}, PENG Naijie^{1,2}, CAO Biao³, MU Xihan^{4,5}, YANG Siqi^{1,2}, HE Qunchao^{1,2},
ZHAI Dechao^{1,2}, REN Huazhong^{1,2}, CUI Yaokui^{1,2}, YAN Guangjian^{4,5}

1. *Institution of Remote Sensing and Geographical Information System, Peking University, Beijing 100871, China;*

2. *Beijing Key Laboratory of Spatial Information Integration and Its Applications, Peking University, Beijing 100871, China;*

3. *Advanced Interdisciplinary Institute of Satellite Applications, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

4. *State Key Laboratory of Remote Sensing and Digital Earth, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;*

5. *Beijing Engineering Research Center for Global Land Remote Sensing Products, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China*

Abstract: Quantitative monitoring of global, regional, and local vegetation parameters is an important topic in Earth observation. While the acquisition and processing techniques for medium- and low-resolution remote sensing data are well-established, quantitative remote sensing products based on these data have been developed to meet the needs of large-scale monitoring. However, these medium- and low-resolution products are unable to effectively capture the fine-scale variations within the vegetation canopy, which limits their application in ecosystem modeling and the management of precision agriculture and forestry. Therefore, enhancing the spatial resolution of vegetation quantitative remote sensing products is essential. Since the early 21st century, numerous high-resolution sensor platforms have been deployed, acquiring vast amounts of high-resolution imagery. Extensive research has been conducted on vegetation classification, canopy extraction, and other attribute or spatial geometric information. Moving forward, the quantification of vegetation parameters will continue to drive advancements in Earth observation technologies, providing more refined support for ecological monitoring and intelligent agriculture.

This paper first discusses the characteristics of high-resolution platforms and high-resolution passive optical data for vegetation monitoring, then analyzes the applicability of classic vegetation BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) models at high spatial scales. The paper further summarizes the research achievements and progress related to the representation of vegetation structure, BRDF modeling, vegetation parameter retrieval, and accuracy validation for high spatial resolution remote sensing. Based on these findings, the paper also outlines the future directions for the development of high spatial resolution vegetation quantitative remote sensing. To extend the application scale of vegetation quantitative remote sensing to the meter level, there is an urgent need for innovations in the theories and methods of quantitative remote sensing, which will support new monitoring and management models for terrestrial ecosystems. The high-resolution platforms include high-resolution satellite platforms, airborne remote sensing platforms, and Unmanned Aerial Vehicle (UAV) remote sensing platforms, all of which provide essential support for acquiring high-resolution remote sensing images. High-resolution passive optical data have significantly increased in geometric and spectral complexity, placing higher demands on processing technologies. Vegetation remote sensing physical models can generally be classified into Radiative Transfer Models (RT), Geometric-Optical Models (GO), mixed models, and computer simulation models. Each model has its own characteristics and applicable scope. Under different spatial resolution conditions, the assumptions about the vegetation canopy vary, requiring different methods for characterizing vegetation structure. Research on vegetation BRDF models has increasingly explored the relationship between high-resolution canopy remote sensing images and the canopy's three-dimensional structure. However, this area of vegetation BRDF modeling has lagged behind the rapid advancements in high-resolution sensor technologies and image processing techniques. Vegetation parameter inversion involves extracting structural and physiological parameters from remote sensing images. High-resolution data are affected by factors such as adjacent and mixed pixels, which necessitates the use of specialized inversion algorithms. Validation serves as a critical method for assessing the quality, reliability, and applicability of remote sensing products, and high-resolution data requires measurement techniques that align with its resolution.

This paper reviews recent research on high-resolution optical vegetation quantitative remote sensing, highlighting the characteristics of high-resolution data, quantitative vegetation models, parameter inversion methods, and validation techniques. It is intended to provide insights and support for the future advancement of high-resolution vegetation remote sensing technologies.

Key words: high spatial resolution, vegetation canopy, BRDF model, retrieval, scale, accuracy validation

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42130104, 42090013)