

## 2019年中国陆表定量遥感发展综述

梁顺林<sup>1</sup>, 白瑞<sup>2\*</sup>, 陈晓娜<sup>3\*</sup>, 程洁<sup>4,5\*</sup>, 范闻捷<sup>6\*</sup>, 何涛<sup>7\*</sup>, 贾坤<sup>4,5\*</sup>,  
江波<sup>4,5\*</sup>, 蒋玲梅<sup>4,5\*</sup>, 焦子锦<sup>4,5\*</sup>, 刘元波<sup>8\*</sup>, 倪文俭<sup>9\*</sup>, 邱凤<sup>10\*</sup>,  
宋柳霖<sup>4,5\*</sup>, 孙林<sup>11\*</sup>, 唐伯惠<sup>3\*</sup>, 闻建光<sup>9\*</sup>, 吴桂平<sup>8\*</sup>, 谢东辉<sup>4,5\*</sup>,  
姚云军<sup>4,5\*</sup>, 袁文平<sup>12\*</sup>, 张永光<sup>10\*</sup>, 张玉珍<sup>13\*</sup>, 张云腾<sup>4,5\*</sup>,  
张晓通<sup>4,5\*</sup>, 赵天杰<sup>9\*</sup>, 赵祥<sup>4,5\*</sup>

1. 马里兰大学 地理科学系, 美国马里兰 20742;
2. 中国矿业大学 环境与测绘学院, 徐州 221116;
3. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;
4. 北京师范大学 地理科学学部 遥感科学国家重点实验室, 北京 100875;
5. 北京师范大学 地理科学学部 北京市陆表遥感数据产品工程技术研究中心, 北京 100875;
6. 北京大学 地球与空间科学学院, 北京 100871;
7. 武汉大学 遥感信息工程学院, 武汉 430079;
8. 中国科学院南京地理与湖泊研究所, 南京 210008;
9. 中国科学院空天信息创新研究院 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;
10. 南京大学 国际地球系统科学研究所, 南京 210023;
11. 山东科技大学 测绘科学与工程学院, 青岛 266590;
12. 中山大学 大气科学学院, 广州 510275;
13. 北京科技大学 自动化学院 北京市工业波谱成像工程技术研究中心, 北京 100083

**摘要:** 为了更好地了解中国定量遥感的发展态势和加强同行之间的信息交流, 根据中国学者2019年发表的SCI检索论文和部分中文论文, 对陆表定量遥感的核心进展进行了总结, 涉及数据预处理(云及其阴影识别, 大气与地形校正)、陆表辐射传输建模、不同变量的反演方法、产品生产评价与精度验证, 以及相关应用等内容。陆表变量产品较多, 本文概要介绍了反射率、下行太阳辐射、反照率、地表温度、长波辐射、总净辐射、荧光遥感、植被生化参数、叶面积指数、光合有效辐射比、植被覆盖度、森林高度、森林生物量、植被生产力、土壤水分、雪水当量、雪盖、蒸散发、地表与地下水量等最新进展, 也一并介绍了2019年与定量遥感相关的科研项目、学术交流会与暑假培训班等内容。

**关键词:** 定量遥感, 陆表, 综述, 中国

**引用格式:** 梁顺林, 白瑞, 陈晓娜, 程洁, 范闻捷, 何涛, 贾坤, 江波, 蒋玲梅, 焦子锦, 刘元波, 倪文俭, 邱凤, 宋柳霖, 孙林, 唐伯惠, 闻建光, 吴桂平, 谢东辉, 姚云军, 袁文平, 张永光, 张玉珍, 张云腾, 张晓通, 赵天杰, 赵祥. 2020. 2019年中国陆表定量遥感发展综述. 遥感学报, 24(6): 618-671

Liang S L, Bai R, Chen X N, Cheng J, Fan W J, He T, Jia K, Jiang B, Jiang L M, Jiao Z T, Liu Y B, Ni W J, Qiu F, Song L L, Sun L, Tang B H, Wen J G, Wu G P, Xie D H, Yao Y J, Yuan W P, Zhang Y G, Zhang Y Z, Zhang Y T, Zhang X T, Zhao T J and Zhao X. 2020. Review of China's land surface quantitative remote sensing development in 2019. *Journal of Remote Sensing (Chinese)*, 24(6): 618-671 [DOI:10.11834/jrs.20209476]

\*共同第二作者, 排名不分先后

收稿日期: 2019-12-18; 预印本: 2020-03-17

基金项目: 国家重点研发计划(编号:2016YFA0600103)

第一作者简介: 梁顺林, 1963年生, 男, 教授, 研究方向为卫星数据地表参数反演和生产、环境变化。E-mail: sliang@umd.edu

## 1 引言

中国遥感发展正处于一个前所未有的高速发展时期。翻开国际上顶尖的遥感杂志，中国学者发表的文章已经占了半壁江山。在国际最大的遥感会议IGARSS上，中国每年参会人员都超过1/3。究其原因，可能包含下面几个方面：(1) 应用需求。由于中国经济的快速发展及其自然作用，我们的地球环境正在经历着前所未有的变化，如全球变暖、淡水资源短缺、生态环境退化等，迫切需要遥感对区域及全球尺度环境变化和自然资源进行动态监测，分析评价全球变化的驱动因子和后果，驱动数值模型和决策支持系统以解决有关的社会与民生问题。根据中华人民共和国工业和信息化部报告，2017年中国遥感市场规模超过71.50亿元，同比增长15.23%。其中数据费用规模为12.83亿元，加工服务规模为20.02亿元，应用规模为38.65亿元。(2) 庞大的研究队伍。据不完全统计，目前全国有34所大学开设遥感科学技术本科生专业，每年遥感科学与技术专业的毕业生规模达到1500人左右。武汉大学在2019年率先将遥感科学技术列为一二级学科。更多的大学和科研院所招收研究生。大量的新鲜血液源源不断地进入到遥感研究队伍。(3) 巨额的科研投入。最直接的指标是大量发射对地观测的遥感卫星。中国先后发展了气象、海洋、陆地、环境减灾卫星系列和高分卫星系列、民用空间基础设施遥感卫星系列，以及其他的一系列科学实验卫星。2015年10月出台的《国家民用空间基础设施中长期发展规划(2015—2025年)》指出，中国将构建陆地、海洋和大气3类专题卫星组成的遥感卫星系统，许多商业公司甚至大学都在积极准备发射更多的卫星。据UCS统计数据，截至2018年11月，中国运营或所有在轨活跃卫星280颗，其中遥感卫星134颗，占比47.86%。高分二号卫星的空间分辨率高达0.8 m，高分三号SAR空间分辨率达到1 m。高分六号卫星在与高分一号卫星组网将重访周期缩短至2 d。海量的卫星遥感数据需要转换成各种地球物理化学参数才能够得到更加深入广泛的应用。

图1概要地列出了中国主要对地观测遥感卫星及其发射时间。特别是2019年，中国发射了多颗与陆表遥感相关的卫星。高分十二号和高分十号是高分辨率微波遥感卫星，地面像元分辨率最高

可达亚米级。高分七号卫星是高分系列卫星中测图精度要求最高的，搭载了双线阵立体相机、激光测高仪等传感器，能够获取高空间分辨率光学立体观测数据和高精度激光测高数据，不仅具备同轨道前后视立体成像能力及亚米级空间分辨率优势，还能利用激光测高仪获得的高精度高程信息，大幅提升光学立体影像在无控条件下的高程精度，实现中国民用1:1万比例尺卫星立体测图。吉林一号光谱01、02星，主要为林业系统和海洋领域提供遥感数据和产品服务。资源一号02D卫星，又称5 m光学卫星，是中国空间基础设施规划中的，可有效获取大幅宽多光谱及高光谱数据。珠海一号卫星工程是商业遥感卫星项目，规划发射34颗卫星组成星座，具备视频、高光谱、合成孔径雷达、红外成像等观测能力，2019年发射的03组5颗卫星，包括1颗0.9 m分辨率视频卫星和4颗空间分辨率10 m、光谱分辨率2.5 nm、幅宽150 kg、具有256个波段的高光谱卫星，该星座共有8颗高光谱卫星在轨组网运行，可实现两天半覆盖全球，对特定区域1 d重访，将大幅度提高中国高光谱卫星数据采集获取能力。京师一号(又名冰路卫星)是中国首颗专用于极地气候与环境监测的遥感小卫星。吉林一号高分02A星具备高分辨率、大幅宽、高速数传等特点，与此前发射的13颗吉林一号卫星组网。

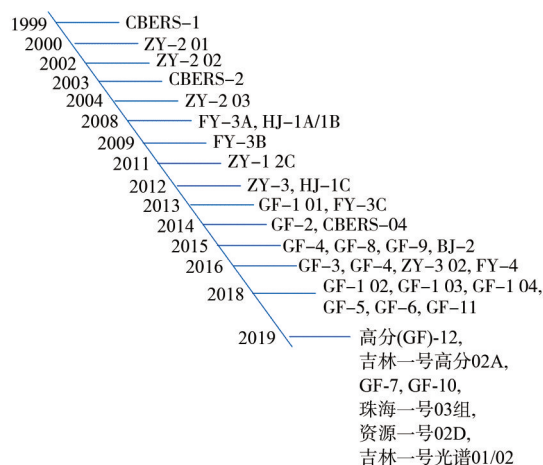


图1 中国发射的主要陆表遥感卫星

Fig. 1 Major land surface remote sensing satellites launched by China

定量遥感是从遥感观测数据中定量地估算地球环境要素，因此大气与海洋遥感基本上就是定量遥感。陆表遥感还包含目标识别，地表类型制

图等非定量遥感的内容。因此通常所说的定量遥感主要指陆表定量遥感。Liang等(2019a)最近认为陆表定量遥感包括以下几个方面(图2):辐射预处理、反演、高级产品生成和应用。许多反演算法依赖于与遥感数据相关的陆表—大气系统辐射场物理模型。生成地表生物物理和生物化学变量的卫星产品是遥感科学与应用之间的关键桥梁。

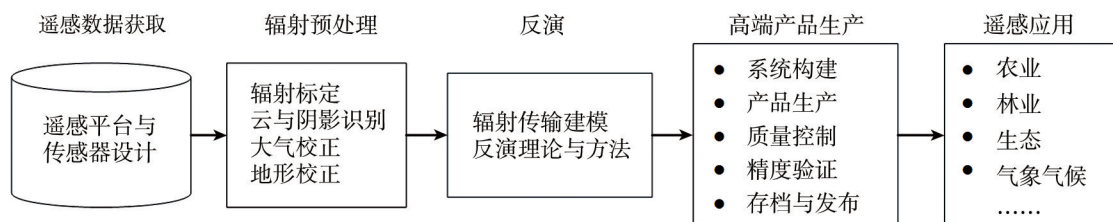


图2 陆表定量遥感包含的主要内容

Fig. 2 The main contents of quantitative land remote sensing

在《遥感学报》编辑部的大力支持下,我们将每年对中国定量遥感这些领域的发展进行评述。一方面是对中国陆表定量遥感的总体发展给予把握,增进不同领域的交叉,同时为一线研究人员提供参考,促进遥感自身的发展和应用。本文是第一篇这样的序列综述文章,主要依据2019年以国内单位为第一单位发表的SCI论文,和部分具有较强创新特色的中文文章,共分成7部分。第2部分是预处理,主要包含云及其阴影识别,大气辐射校正与地形校正等。第3部分是关于陆表辐射传输建模。第4部分是对不同变量的反演方法,产品生产,评价与精度验证和应用等几个方面加以评述。

本文作者分工如下:引言(梁顺林),云与阴影识别(孙林),大气校正(白瑞),地形校正(闻建光),辐射传输模型(谢东辉),地表反射率/BRDF(焦子铨),下行太阳辐射(张晓通),地表反照率(何涛),地表温度(唐伯惠),长波辐射(程洁),总净辐射(江波),日光诱导叶绿素荧光(SIF)(张永光),植被生化参数(邱凤),叶面积指数(张云腾),光合有效辐射比(范闻捷),植被覆盖度(贾坤),森林高度(倪文俭),生物量(张玉珍),植被生产力(袁文平),土壤水分(赵天杰),雪水当量(蒋玲梅),雪盖(陈晓娜),蒸散发(姚云军),地表与地下水量(刘云波和吴桂平),科研项目(赵祥),学术研讨会与培训班(赵祥),结语(梁顺林)。梁顺林和宋柳霖统稿全文。

进行现场测量以验证反演算法和卫星产品也是一个关键组成部分。应用卫星产品解决科学和社会相关问题将最终决定陆地定量遥感的命运。将来陆表遥感中也不需要再特别强调定量遥感了,因为所有的遥感方法都不会直接使用低级(low-level)遥感数据,目标识别或者地表分类都会用地表反射率或者其他高级(high-level)遥感产品。

## 2 定量遥感相关的数据处理方法

### 2.1 云与阴影识别

云\云阴影的存在极大地影响了遥感应用中地表和大气信息提取的准确性和稳定性。高精度、高效率的云\云阴影检测对遥感应用具有非常重要的意义。云\云阴影的检测主要是应用云\云阴影与典型地表在可见光、近红外波段的反射率差异、在热红外波段的亮度温度差异以及空间纹理差异来进行。主要方法有3种:(1)基于纹理特征的方法,主要利用滤波、二阶矩和共生矩阵等方法进行纹理特征提取,通过对比云\云阴影与地表的纹理特征,识别影像中的云与云阴影;(2)统计学方法,主要根据云的物理特征,利用统计学的思想(如神经网络、支持向量机和聚类等方法)进行云\云阴影检测;(3)阈值法,利用云与典型地物在可见光、近红外波段的表观反射率差异和热红外波段上的亮度温度差异通过确定合适的阈值来识别云与云阴影。

2019年,中国研究人员在云\云阴影检测领域有较大的研究进展。Qiu等(2019e)改进了Zhu和Woodcock(2012)提出的Fmask算法。改进后的算法称为Fmask 4.0版本,该版本增加了辅助数据、校准云概率阈值和创建雪指数。相对于Fmask 3.3版本,明显改善了Landsat 4—Landsat 8和哨兵二号卫星影像中云和阴影的检测效果。利用云\云

阴影动态变化的特点, Zhang等(2019w)提出了一种多时相集成的模型 MTICZ (Multitemporal Integrated Cloud Z-score) 进行云\云阴影检测。MTICZ通过计算每个像素的 ICZ (Integrated Cloud Z-score) 指数, 确定不同时相的影像的 ICZ 差异, 结合云阴影匹配算法识别云\云阴影。与单时相影像云\云阴影检测方法相比, 多时相方法能够充分利用时间和光谱信息, 提高云\云阴影检测精度。利用机器学习技术可以增强统计学方法数据学习与分析能力的优势, Sui等(2019)提出基于 Gabor 能量的云检测方法, 利用超像素纹理能量和光谱特征, 结合支持向量机来学习和训练云与非云区域的特征, 实现了多种卫星数据的云检测。Chai等(2019)提出基于深度卷积神经网络的云\云阴影检测算法, 将云\云阴影的检测定义为语义分割问题, 利用 SegNet 网络实现 Landsat 影像中云\云阴影的检测。为解决薄云检测困难的问题, Shao等(2019)提出基于多尺度特征卷积神经网络 MF-CNN (Multiscale Features-Convolutional Neural Network) 的云检测方法, 利用全局多尺度特征的结合, 提高了薄云的检测精度。Li等(2019n)提出多尺度卷积特征融合 MSCFF (Multi-Scale Convolutional Feature Fusion) 的云检测方法。该方法可以实现多种卫星影像的云检测, 在数百张全球分布的光学卫星图像上得到了验证, 其空间分辨率范围为 0.5—50 m, 包括 Landsat 5、Landsat 7、Landsat 8, GF-1、GF-2、GF-4 卫星, 哨兵二号卫星, 资源三号卫星, CBERS-04, 环境一号卫星等。

此外, 为高精度区分云与高亮地表, 特别是雪的识别问题, 部分学者们发展了雪/云指数等方法, 有效提高了云检测中雪和亮地表的识别精度 (Han等, 2019a; Wu等, 2019h)。

## 2.2 大气校正

大气校正能减少由于大气吸收和散射造成的影响, 更好地支持定量遥感应用, 是数据处理过程中的关键步骤, 具有重要的科学意义。一般来说, 大气校正最困难的一步是为所采用的校正方法估计适当的大气参数, 如大气光学厚度、相函数、单向散射反照率、气体吸收率等。因此气溶胶光学厚度 (AOD) 数据集对于区域气象学和气候研究具有重要意义。Liu等(2019m)基于中分辨率大气传输模型 (MODTRAN 5), 建立了估算

大气透过率的查找表 (LUTs)。通过分析大气辐射传输对基于塔式的太阳诱导叶绿素荧光 (SIF) 观测的下行辐射和上行辐射的影响, 提出了基于塔式 SIF 观测  $O_2-A$  波段的大气校正操作方案。结果表明, 基于查找表的大气校正方法是有效的, 但塔式 SIF 的反演可靠性对最后校正结果影响较大, 有必要进一步提高反演准确性。Dao等(2019)提出了一个实用性强的机载高光谱成像和经验线大气校正程序, 并用超高光谱 VNIR 传感器进行了成像实验。论文利用了野外高光谱数据对标定结果进行验证, 实验结果显示该方法提高了地表反射率精度。

针对不同的卫星传感器, 提出了不同的大气校正算法。Jin等(2019c)提出了一种改进的 500 m MODIS 数据气溶胶反演算法。该算法结合了扩展的地表反射率估算方法和地面太阳光度观测得到的动态气溶胶模型, 实验结果显示在冬季典型强气溶胶条件下该算法能有效提高城市地表气溶胶反演的精度和效率。Wei等(2019a)针对中国东部地表复杂、大气污染严重的 MODIS 影像, 提出了一种区域稳健的高分辨率气溶胶反演算法, 并将其反演结果与最新的 AERONET 版本地面 AOD 测量结果、以及大气校正 (MAIAC) AOD 产品在 1 km 分辨率下的多角度实现进行了比较。结果表明, 该算法在深色植被和明亮的城市表面上都有很好的性能。He等(2019c)基于中分辨率成像光谱仪 (MODIS) 数据原型化的方法, 使用地球静止环境卫星 (GOES-R) 高级基线成像仪 (ABI) 数据开发了地表方向反射和反照率产品, 并用 Himawari-8 卫星上的高级成像仪 (AHI) 进行测试。结果表明, 反照率和反射率的计算结果可以满足美国国家海洋和大气管理局 NOAA 对业务气候和气象应用的精度要求。Han等(2019b)提出了一种处理风云三号 (FY-3D) 卫星光谱成像仪 II (MERSI-II RGB) 真彩色图像的算法, 该算法包括大气校正、非线性增强和图像拼接。其中大气校正使用了参数化的辐射传输模型来修正大气分子散射对总反射率的影响。该算法在监测环境灾害和自然事件时效果良好。Fan和Qu(2019)提出基于中国环境卫星 HJ-1A/B 的 CCD 可见光波段的 AOD 估计方法。该方法基于双向反射分布函数 (BRDF) 数据集的极化和方向性, 建立了随太阳方位角和土地覆盖类型变化的带间回归系数查找

表。通过气溶胶查找表和约束条件, 获得高空间分辨率的气溶胶光学厚度。结果表明, HJ-1A/B CCD 数据反演的气溶胶光学厚度与目视解译图像和中分辨率成像光谱仪 (MODIS) 气溶胶产品具有相同的分布范围和趋势。

多角度大气校正 (MAIAC) 是一种利用时间序列数据动态分离气溶胶和陆地贡献的气溶胶光学厚度 (AOD) 反演算法。然而, 目前国内还没有全面的研究。Liu 等 (2019g) 分别使用大气校正多角度实现 (MAIAC)、暗目标 (DT) 和深蓝算法 (DB), 基于中分辨率成像光谱仪 (MODIS) 进行气溶胶反演, 并将反演出的 550 nm 波长气溶胶产品与中国气溶胶监测网络 (AERONET) 站点 2000 年—2017 年的地面真值测量进行对比, 分析比较了 3 种算法的性能。Tao 等 (2019c) 将 MAIAC 气溶胶产品与在中国分布的 9 个典型地点的地面观测结果进行了比较, 首次对 MAIAC 算法在地表类型复杂、气溶胶来源多样、大气气溶胶负荷大的亚洲地区的性能进行了评估。Zhang 等 (2019p) 使用中国 1 km 范围内的地面实测资料, 对多角度实现算法 (MAIAC) 气溶胶进行性能评估。结果表明, MAIAC 气溶胶光学厚度可以作为中国空气质量和气候研究的一个新的气溶胶数据源。

### 2.3 地形校正

卫星遥感观测的像元辐射受地形的影响, 地形坡度坡向、阴影以及地形内部辐射的多次散射影响了太阳、地表和传感器之间辐射能量的分布。以平坦地表为假设条件的模型用于复杂地形区域地表参数的遥感反演和估算势必会带来较大的误差 (Wen 等, 2018)。对于遥感像元而言, 不同空间分辨率的遥感数据都需要利用合适空间尺度的数字高程模型 (DEM) 来较精细地刻画自然界实际地形的地形起伏。通常情况下, 当 DEM 的空间尺度和遥感像元观测的空间尺度相当或者一致, 遥感像元对应的地形坡度和坡向唯一, 称此时的地形影响为像元尺度的地形影响。当 DEM 的空间尺度足够小, 可以较好地表示遥感像元内部地形坡度坡向的变化, 称此时的地形影响为像元内部的地形影响。无论是像元层次还是像元内部地形的影响, 都会改变甚至扭曲遥感观测的地表反射特性, 进而影响地表参数的估算。

地形校正是山区遥感数据处理的一个重要步骤, 通过消除地形影响, 可以获取更加接近真实地表遥感观测的辐射和反射特性 (Bishop 和 Colby, 2011)。林兴稳等 (2020) 总结了地形校正模型的发展历程、模型优缺点、并对地形校正效果评价方法进行了综述。从 20 世纪 80 年代至今, 国内外学者建立了多种地形校正模型来减少或消除遥感图像中地形效应影响。根据地形模型构建理论, 可以将其分为 3 类: 经验—统计模型、朗伯体地表假设模型和非朗伯体地表假设校正模型。近些年来, 国内外学者新发展的地形模型主要集中在朗伯体假设模型和非朗伯体假设模型两类, 如新发展的地形校正模型有 BRATC 模型 (Wen 等, 2015)、SCEDIL 模型 (林起楠 等, 2017)、PLC 模型 (Yin 等, 2018)、MFM-GOST2 (Fan 等, 2018) 模型和 Santini 模型 (Santini 等, 2019) 等。

同时, 地形校正模型间的比较和模型应用得到了越来越多的重视 (柳潇 等, 2020)。在地形校正模型的比较中, 目视法、角度余弦法、反射率极坐标图法、统计参数方法是地形校正模型效果评价的常用方法 (Hurni 等, 2019; Park 等, 2017; Sola 等, 2016)。地形校正模型的比较和效果评价均选择较简单的模型, 然而非朗伯体假设的地形校正模型 (Adhikari 等, 2016; Gupta 和 Shukla, 2020; Park 等, 2017) 较为复杂, 难以得到客观公正的对比分析。经过地形校正和精度评估后, 遥感影像可以在山地地表覆盖制图 (Gupta 和 Shukla, 2020; Singh 等, 2019)、地表参数遥感反演, 如山区地表反照率反演 (Lin 等, 2018), 叶面积指数反演 (Jin 等, 2019b; Ma 等, 2018; Melnikova 等, 2018), 地表温度反演 (Bento 等, 2017), 生物量反演 (Yang 等, 2019a) 等、影像时间序列分析 (Santos 等, 2019; Shimizu 等, 2018) 等应用方面发挥更加重要作用。

总的来说, 地形校正模型的研究重点未来以简化非朗伯体地表假设的地形校正模型, 提高非朗伯体假设校正模型的效率为地形校正模型发展的方向, 大范围提高模型的应用范围, 支撑山区遥感应用研究。

## 3 辐射传输建模

在植被定量遥感研究中, 为了描述电磁波与

植被冠层之间的相互作用,先后出现了辐射传输模型、几何光学模型、混合模型和计算机模拟模型(李小文和王锦地,1995)。

随着计算机技术的飞速发展,以及高分辨率遥感图像的不断丰富,计算机模拟模型得到了越来越多学者的重视。目前计算机模拟模型的基本算法主要有两类:辐射度法和光线跟踪法。基于这两类算法发展的计算机模拟模型有DIANA(Goel等,1991),RGM(A Radiosity Graphics combined Model)(Qin和Gerstl,2000),RAPID(Huang等,2013),Raytran(Govaerts和Verstraete,1998),PARCINOPY(España等,1999),librat(Lewis,1999;Disney等,2000),DART(Gastellu-Etchegorry等,1996),WPS(Weighted Photon Spread model)(Zhao等,2015)等。

由于受到计算能力和场景复杂度的限制,上述模型适用的场景尺度有限,无法应用于大尺度复杂场景的模拟与分析。为了使计算机模拟模型能够模拟更大的场景,通常的做法是简化三维场景结构(Huang等,2013)。然而,有研究表明,由于模型中使用简化的冠层结构会带来较大反射率模拟误差(Widlowski等,2014)。

为了克服场景简化带来的误差,平衡计算效率和模拟场景范围,Qi等(2017,2019a)基于光线追踪算法发展了三维冠层辐射传输模型LESS,该模型充分利用了最新图形学中高效渲染技术,在考虑三维场景的多尺度细节(叶片尺度—冠层尺度—区域尺度)的情况下,实现更准确和更高效的大尺度场景遥感信号模拟。包括方向反射率因子BRF(Bidirectional Reflectance Factor)、反照率、FPAR(Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation)、上下行短波辐射,以及多尺度遥感图像。其模拟效率是DART模型的10倍以上。最近刚刚完成的激光雷达信号(点云、全波形)模拟(<http://lessrt.org/> [2019-12-18]),使LESS能够实现相同结构场景下主被动一体化信号的模拟,为多源遥感数据融合和真实性检验等定量遥感研究提供了另一条途径。

LESS模型已经在一些研究领域得到了初步的应用。Jiao等(2019b)基于该模型半球投影图像模拟的功能,针对城市和复杂山地,定量对比分析了几种天空可视因子(sky view factor)计算模型的精度。Chen等(2019h)则基于LESS模型模拟

的分组分(叶片和枝干)FPAR,验证了MODIS反演FPAR产品精度。

另一个发展较快的计算机模拟模型是Huang等(2013)基于辐射度算法开发的RAPID模型。Huang(2018)将该模型的适用范围从光学波段扩展到微波波段,实现了微波后向散射信号的模拟,使模型实现了全波段(光学、热红外、微波)遥感信号统一模拟过程。黄华国(2019)进一步介绍和总结了该模型的基本原理和功能,同时给出了基于RAPID模型的应用案例,包括结合激光雷达和MODIS数据的高时序遥感图像模拟(Huang和Lian,2015),地形效应模拟,森林火灾图像模拟等。

一般来说,基于虚拟实验室的计算机模拟模型虽然计算精度较高,但是需要大量精细化的三维场景结构作为输入,操作相对复杂。Yang等(2018)发展了一个随机辐射传输模型(SMRT),通过耦合叶片镜面反射因子,定量模拟和分析了冠层受叶片非朗伯反射特征对冠层BRF、垂直辐射通量廓线、吸收等的影响。Li等(2018b)发展了一个新的基于体元的辐射传输模型VBRT,该模型结合激光雷达数据,建立实体体元近似植被冠层三维结构,计算冠层的辐射传输过程。Huang等(2018b)针对植被发展了一种孔隙面元(Porous Individual Object)概念,极大地减少了单棵树中面元的数量,大幅降低了RAPID模型的计算量。为了加速模型运行效率,Qi等(2019b)发展了一种混合场景构建方法,利用层次包围盒技术(Boundary Volume Hierarchy),加速光线追踪算法的求交运算。该方法可以提高DART模型的运行效率2倍(城市场景)—100倍(森林场景)。

日光诱导叶绿素荧光(SIF)是近几年陆地遥感研究的一个热点和前沿。与光学冠层反射辐射传输建模类似,近年的冠层SIF模型也以三维辐射传输模型为主。Zhao等(2016)基于光线追踪算法,发展了国际上第一个三维植被冠层SIF模型——FluorWPS(The Fluorescence model with Weighted Photon Spread method)。Liu等(2019l)针对异质性森林冠层场景,基于地基激光雷达重建的森林三维场景,并利用DART模型定量分析了从叶片到冠层的SIF特征。结果表明,冠层结构(叶面积指数、叶倾角分布和覆盖度等)对SIF影响要远高于植被生化参数(叶绿素、干物质等)。

综上, 辐射传输模型的发展有两个特点, (1) 向着更精细化和更准确的三维辐射传输模型方向发展, 为真实性检验和遥感算法提供高精度模拟数据; (2) 对算法和模型的简化, 实现快速模拟, 为遥感参数反演奠定基础。

## 4 陆表特征变量: 估算, 验证与应用

### 4.1 地表反射率/BRDF

二向性反射率分布函数 BRDF (Bidirectional Reflectance Distribution Function) 常用于定量描述地物各向异性反射的基本特征 (Nicodemus 等, 1977; Schaepman-Strub 等, 2006; 李小文和王锦地, 1995)。从对地观测定量遥感的角度, 2019 年国内科研人员发表的关于 BRDF 方面的 SCI/EI 文章, 在辐射定标方面, Liu 等 (2019h) 提出新辐射定标的方法用于 GF-1 全波段和多光谱波段 PMS (Panchromatic and Multi-Spectral) 的在轨辐射定标, 基于核驱动模型, 通过累积 MODIS 大气顶层的晴天观测数据, 重构不同角度的 MODIS 反射率作为基准, 有意义地减小了 GF-1 定标的不确定性。在建模方面, Jiao 等 (2019a) 基于渐进式积雪辐射传输模型 ART (Asymptotic Radiative Transfer) 发展了一个冰雪核, 把原始的核驱动模型进一步从“土壤—植被”系统扩展到“土壤—植被—冰雪”系统, 验证表明, 该模型对于星载 POLDER 数据, 南极冰雪多角度观测数据, 以及模型模拟数据有很好的拟合。随后, Ding 等 (2019a) 进一步比较了不同冰雪散射核的差别, 表明 Jiao 等 (2019a) 发展的冰雪核对冰雪散射有更高的拟合精度, 并进一步比较分析了是否增加冰雪散射核对地表反照率反演的影响 (丁安心等, 2019; Ding 等, 2019b)。Dong 等 (2019) 在 Jiao 等 (2016) 研究的基础上对核驱动模型的几何光学核进行了热点效应的修订, 考虑了树冠内部叶片尺度的变化, 当几何光学核的权重占主导时, 使核驱动模型的热点重构精度进一步提高。常雅轩等 (2019) 采用类似热点校正方法, 综合考虑了 Ross-Li 核驱动模型系列的热点效应, 分析了不同核的组合在热点方向重构精度。Cui 等 (2019b) 基于 Jiao 等热点修订的核驱动模型, 采用随机森林 (Random Forest) 算法, 进一步探讨了 3 个典型方向 (热点、天顶、暗点) 对估算树高的贡献, 结

果表明, 利用这 3 个典型方向的红和近红外波段的反射可以较准确地估算林地树冠的高度。Zhang 等 (2019u) 基于 Jiao 等发展的模型, 采用了通量塔观测的反照率数据和两步校正的方法, 进一步发展了反照率直接反演算法 (Liang, 2003), 研究表明, 改进后的算法, 尤其在大的太阳天顶角和观测天顶角的情况下, 较大地提高了反照率的估算精度。Wei 等 (2019c) 基于核驱动模型和植被聚集指数 (CI) 的线性公式, 采用 MODIS C6 版本的 BRDF 产品, 估算了 CI 日产品 (2001 年—2017 年), 研究表明 CI 和全球的叶面积指数 (LAI) 呈现出负相关的关系。针对机载广角近红外双模面阵扫描仪 WIDAS (Wide-angle Infrared Dual-mode line/area Array Scanner) 小观测天顶角所产生的病态反演问题, 何丹丹等 (2019a, 2019b) 验证了 BRDF 原型的反照率估算方法 (Jiao 等, 2015), 研究表明, BRDF 原型方法可以较好约束小观测天顶角 BRDF 的变化, 提高反照率估算精度。在其他研究领域, Yang 等 (2019f) 基于 K-M (Kubelka-Munk) 理论, 引入一个镜面参数 (Mirror Parameter), 提出 K-M 理论的一个修订版本, 能较好模拟几种镀膜材料的 BRDF 反射特征。

地形变化对地表 BRDF 特征具有较大的影响, 依据地形与遥感像元的空间尺度匹配关系, 将地形分成与遥感相关的两类特征: 单一坡面, 即遥感像元内只对应一种坡度坡向; 复合坡面, 即遥感像元内对应多个坡度和坡向 (Wen 等, 2018)。Wu 等 (2019e) 在传统平坦均一地表面定义的 BRDF 基础上, 进一步定义了复合坡面和单一坡面像元尺度 BRDF 及其山区像元反射率衍生变量, 为山区地表 BRDF 遥感机理研究提供了基础。利用几何光学模型 GOMST 模型和辐射传输模型 SAIL 模型, 发展了适合山区地表面单一坡面的二向反射模型 GOSAILT 模型 (Wu 等, 2019f), 以及可以刻画像元内部地形影响特征的散射等效坡面模型 dESM (Hao 等, 2018), 将现有的二向反射模型扩展至复杂地形条件, 模型适用范围进一步提高。

### 4.2 下行太阳辐射

太阳辐射能量是气候系统的基本驱动力之一, 直接决定了全球能量、碳、水循环等关键过程, 是研究其他一系列全球变化问题的基础。地表下

行短波辐射 DSSR (Downward Surface Shortwave Radiation) 是太阳辐射中 300—3000 nm 的部分,它是地表生物、物理和化学过程(融雪、光合作用、蒸散和作物生长)的基本能量来源,也是大气热力运动和海洋环流的原始动力,是地球气候形成最重要的因子,对地表辐射平衡、能量交换以及天气气候的形成具有决定性的作用。2019年国内学者围绕 DSSR 的研究主要集中在以下 3 个方面:遥感估算算法的发展与改进、已有数据产品的评价与分析以及全球变亮和变暗问题分析。

#### 4.2.1 地表下行短波辐射遥感估算算法的发展与改进

卫星遥感因为具有连续快速、大尺度观测等优势而成为获取 DSSR 的重要手段。但是,由于目前卫星 DSSR 产品仍存在一定的问題,如较大的不确定性、空间分辨率和精度较低等(Zhang 等, 2015)。因此,并不能完全满足水文、生态模拟等实际应用的要求。目前通过遥感观测数据估算 DSSR 的方法,大致可分为 4 类:统计经验模型、参数化模型、辐射传输模型和混合模型。这几类方法都存在各自优势和局限性,验证精度也存在一定的不确定性。所以,发展或改进 DSSR 遥感估算算法仍是当前研究的重点之一。2019年中国学者对 DSSR 遥感估算算法的发展与改进的主要工作如下:

(1) 发展辐射传输相关算法: Zhang 等(2019v)利用改进的直接估算方法由中分辨率成像光谱仪(MODIS)大气顶光谱反射率数据生产了 5 km 空间分辨率和 1 d 时间分辨率的 13 年(2003年—2015年)DSSR 日尺度产品。与全球 525 个站点的地面观测数据的验证结果表明, DSSR 估算结果总的偏差为  $3.72 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ , 均方根误差为  $32.84 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 。Chen 等(2019f)通过引入云覆盖度对一维辐射传输 RT (Radiative Transfer) 模型进行了改进,并对其进行了全局敏感性分析以定量地了解云对 DSSR 的影响。Hao 等(2019a)使用美国宇航局 DSCOVER (Deep Space Climate Observatory) / EPIC (Earth Polychromatic Imaging Camera) 二级大气和云产品,包括太阳天顶角、气溶胶光学厚度、云光学厚度、云覆盖度、臭氧含量、地表气压及其相关的质量标志,驱动构建的 RF 模型得到了  $1^\circ$  空间分辨率和 1 h 时间分辨率的 DSSR 估算结果。

与地面观测数据的验证结果表明,日尺度估算结果的偏差为  $1.04 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ , 均方根误差为  $33.52 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 。Zhang 等(2019n)提出基于地理信息系统的太阳辐射山地模型,该方法利用了 MODIS 的大气和云产品,在模型中同时考虑了地形效应和各向异性散射辐射,相关反演结果在中国西部昆仑山的野外观测数据验证的相对偏差为  $-0.2\%$ 。该模型结果表明,受地形和云的影响,研究区域内 DSSR 有显著的空间变化。此外,针对新型传感器葵花-8 (Himawari-8),马润等(2019)发展了基于大气辐射传输模式 RSTAR 的查找表算法,该算法考虑了云和气溶胶对 DSSR 的影响。

(2) 机器学习及深度学习:近年来由于人工智能技术发展,越来越多学者尝试使用机器学习和深度学习算法估算 DSSR。Wei 等(2019d)应用 4 种机器学习方法(梯度增强回归树、随机森林、多元自适应回归样条和人工神经网络)估算中国区 DSSR,比较了不同机器学习方法由 AVHRR 数据估算 DSSR 的适用性和效率。地面观测数据的验证结果表明,梯度增强回归树方法不论是在晴空和有云还是日和月时间尺度上均表现最佳。Jiang 等(2019a)提出了一种混合深度神经网络,利用深度学习技术由对地静止卫星 MTSAT 观测数据估算每小时的 DSSR。与地面观测数据的验证结果表明,与其他模型相比该模型在训练阶段的表现是最佳的,相关系数 0.90,偏差  $-0.12 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ , 均方根误差  $84.18 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 。

#### 4.2.2 地表下行短波辐射数据产品评价与分析

目前的 DSSR 产品包括卫星遥感产品、再分析数据和模式模拟数据等,但这些产品仍然存在一些来自模型参数化方案、耦合方法、输入数据误差和时空尺度不匹配等因素的不确定性。因此,仍有必要对这些产品进行进一步的验证与分析(Feng 和 Wang, 2019; Kong 等, 2019; Peng 等, 2019c; Yu 等, 2019f; Zhang 等, 2019t)。Zhang 等(2019t)评价和比较了 CMIP5 (the fifth phase of the Coupled Model Intercomparison Project) 中 48 个大气环流模式 GCMs (General Circulation Models) 在高纬度地区的 DSSR 模拟数据。2000年—2005年地面观测数据的验证结果表明, GCM 模拟 DSSR 的性能存在较大差异,且这些 GCM DSSR 模拟数据在高纬度地区对 DSSR 没有高估的倾向。该研究还



对简单模型平均SMA (Simple Model Averaging) 和贝叶斯模型平均BMA (Bayesian Model Averaging) 方法的集合结果进行了评价。评价结果表明BMA集合数据优于各单个GCM的模拟数据和SMA集合数据。Feng和Wang (2019) 评价了1980年—2014年MERRA2 (Modern Era Retrospective-analysis for Research and Applications Version 2) 及其上一代数据MERRA (Modern Era Retrospective-analysis for Research and Applications) 在中国区的DSSR数据。相关验证结果表明, MERRA和MERRA2在中国的平均偏差较高, 分别为 $38.63 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 和 $43.86 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}$ 。MERRA2能更好的表现月和年尺度变化, 以及全国DSSR的平均趋势。该研究结果为今后再分析数据的发展及其在生态和水文模型的应用提供了指导。此外, 利用地面观测数据和海面浮标观测数据对已有再分析数据产品验证表明, 目前的再分析产品的短波辐射数据均存在高估现象 (Kong等, 2019; Peng等, 2019c; Yu等, 2019d)。

#### 4.2.3 全球变亮和变暗分析

DSSR是大气与地表之间能量交换的重要组成部分, 已有很多研究从各种数据来源 (如地面观测数据、卫星反演数据、再分析产品和GCM模拟数据) 分析地表短波辐射长时间变化分析 (Ma等, 2015; Wild等, 2015; Zhang等, 2016)。Zou等 (2019a) 基于CMIP5模式模拟数据和GEBA (Global Energy Balance Archive) 地面观测数据, 分析了历史时期 (1850年—2005年) DSSR和未来时期 (2006年—2100年) 的光伏发电量 (Future photovoltaic power output), 以研究全球DSSR的空间分布和长时间变化。分析结果表明, 1850年—2005年全球平均DSSR的降低为 $0.014 \text{ W}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{a}^{-1}$ , 在20世纪90年代之前和之后分别有全球变暗和变亮的现象。

此外, 相关学者利用DSSR和其他辐射和气象变量的地面观测数据或产品, 分析其与研究对象的关系 (Dou等, 2019; Liu等, 2019a; Ma等, 2019b; Yu等, 2019d; Zhang等, 2019r)。Liu等 (2019a) 利用观测资料分析了华北平原冬小麦田在不同污染条件下的气象条件、近地表辐射平衡、地表能量收支和湍流参数特征, 揭示中国华北平原地区在雾霾条件下的地表能量收支状况。为探

究青海湖流域不同海拔高度蒸散的变化方式和原因, Ma等 (2019b) 利用地面观测数据分析了水和能量条件对蒸散的影响。Zhang等 (2019r) 通过CLARA-A2 (The CM SAF cloud, Albedo and Surface Radiation dataset from AVHRR data'-Second edition) 和再分析数据集ERA-Interim (ECMWF Interim Reanalysis) 的辐射能量平衡参数数据分析了云对南极海冰表面的辐射收支的影响, 增进了对南极洲气候变化的了解。

### 4.3 地表反照率

2019年度中国学者在高水平期刊发表了很多关于地表反照率建模、反演与应用方面的文章, 本文选取部分有代表性的文章进行综述和总结。

#### 4.3.1 反照率反演与验证方法

地表反照率反演方面的工作主要包括双向性发射函数 (BRDF) 建模、复杂区域反照率的地形效应建模、卫星遥感反照率反演等方面。

在前面的章节中已经介绍过, 为了更好拟合冰雪地区的BRDF, Jiao等 (2019a) 改进了传统的RTLSR (RossThick-LiSparseReciprocal) 模型, 通过加入冰雪核构造适用于冰雪覆盖区的BRDF模型, 并成功反演了积雪地区的地表反照率。Ding等 (2019a) 将该冰雪BRDF模型同RossThick-Roujean (RTR) 进行了比较发现新模型在红光和近红外波段的白空反照率反演精度分别提高了1.43%和1.54%, 加入雪核的核驱动BRDF模型比不加入雪核的BRDF模型能反演出精度更高的雪盖区的反照率。相比于陆地表面, 海水的反照率建模研究相对较少。Huang等 (2019b) 分别针对无云、部分有云和完全有云3种情况下, 使用太阳天顶角、风速、海浪高度、水气压等对海表反照率进行建模, 获得了较好的结果。

传统反照率的反演通常不考虑地形对反演结果造成的影响, 反照率的反演精度对于地形的影响也尚不明确。简单地忽略地表反照率建模和反演中的地形效应可能会导致崎岖地形上的较大偏差和不确定性。Hao等 (2019b) 和Wu等 (2019g) 通过加入数字高程模型 (DEM) 对现有核驱动模型进行了改进, 得到复杂地形区的反照率反演方法, 并将此方法运用于青藏高原区, 分析了公里尺度无雪区地表反照率对地形的敏感性, 发现青

藏高原地表反照率对地形分布高度敏感，冬季不同地形引起的草地上空无雪黑天空反照率空间平均值差异可达0.10。同时地形对反照率的影响与土地覆盖类型、观测几何、植被状况等密切相关。基于全球灵敏度分析结果表明，地形是影响无雪反照率的重要驱动因素，占总方差的比例分别超过30%，这些结果强调了地形对地表反照率建模和反演的重要性即使坡度位于 $10^{\circ}$ — $20^{\circ}$ 。

相比于经典的反照率反演方法需要依赖多个角度的观测进行BRDF建模来计算反照率，直接反演算法（或成为混合模型法）根据统计关系通过单个角度观测直接从表观反射率反演地表反照率，逐渐应用于具有中高空间分辨率卫星数据。为了进一步改进中高空间分辨率反照率产品的时空连续性，Zhang等（2019b）通过将直接反演法生成的Landsat反照率产品与现有粗分辨率进行集合卡尔曼滤波，在各种土地覆盖区域，滤波后的反照率与地面测量值吻合，均方根误差为0.009—0.015。结果表明，该方法可抓住反照率时空变化，是一种生成高时空分辨率反照率数据集的可行方法。

新一代的静止卫星拥有公里级空间分辨率和高时间分辨率（5 min—1 h）的多光谱观测，为监测快速变化的地表反照率提供了可能。He等（2019c）利用多光谱静止卫星GOES-RABI和Himawari-8 AHI数据提出同时反演地表BRDF参数和气溶胶光学厚度的方法，通过最优化算法可以反演小时尺度的地表反射率、反照率。验证结果表明该方法的瞬时反照率反演精度与现有公里级别产品如MODIS、GLASS等类似，瞬时反射率在AERONET站点的验证均方根误差小于0.042（ABI）和0.039（AHI）。

卫星遥感反照率已经积累了数十年的数据产品，从中进行数据挖掘形成更高级别的专题产品也是反照率研究的方向之一。例如，He等（2019b）利用多年的MODIS BRDF/反照率产品，结合土壤线理论提出了一个提取土壤背景反照率的方法，并完成了全美500 m分辨率的土壤背景反照率制图，为陆面模型模拟的反照率参数化方法提供了可用的数据集。Chen等（2019d）结合MODIS数据和Landsat土地覆盖产品，提出了一种反照率、蒸散发和植被生产力3个参量的联合降尺度的方法，在研究区内生成了30 m分辨率的反照

率数据，并能与蒸散发和植被生产力估算保持一致。

地表反照率受土地覆盖、植被生长状况、地形等因素影响，因此反照率数值与地表均一性紧密关联。对于大多数公里级别的像元来说，像元内部普遍存在不均一性，而地面通量站点观测的辐射通量脚印与像元大小的差异往往导致无法准确对遥感反照率产品进行精度评价Wu等（2019j）。为了解决这个问题，有3个方面的代表性研究进展。Wu等（2019e）针对复杂地形区的各种反照率、反射率参量提出了一系列公式推导，为不同物理定义的遥感反照率产品进行地面验证提供了指导意见。Wu等（2019i）针对地面观测数据空间分布有限的问题，对比了直接验证法和ETC（Extended Triple Collocation）验证方法，发现后者在观测站点较少的情况下更优，但前者对于评价产品误差仍有不可替代的普适性。Zhou等（2019d）结合MODIS和Landsat反照率数据集，利用反照率的半方差图评估AmeriFlux通量网中的109个站点及其周边的地表均一性，分析得出了各站点反照率观测的空间代表性，同时发现MODIS反照率产品的实际有效空间分辨率比其名义分辨率略大。

#### 4.3.2 地表反照率在气候环境变化中的应用

地表反照率是地表能量平衡的基本参量，是区域、全球气候模式的重要输入参数，与气候变化、水循环、碳循环、土地覆盖变化等息息相关（Liang等，2019b）。关于反照率在气候环境变化中的应用有几个方面的研究热点。

近年来，青藏高原成为了气候变化研究方面的一个热点区域。Yao等（2019a）综述了青藏高原地表反照率的变化趋势与原因。由于温室效应，青藏高原呈现了快速的变暖趋势，其中由于冰雪融化导致反照率降低的正反馈机制加剧了青藏高原的暖化。同时，也有研究表明冰川和积雪表面的吸光性杂质如黑炭、粉尘对反照率降低的贡献可分别高达50%和25%，导致的瞬时总辐射强迫可超过 $100 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ，黑炭对反照率降低的贡献大约是粉尘贡献的两倍。人为气溶胶排放的增加导致反照率降低将会加速青藏高原进一步加速冰冻圈的消融（Kang等，2019a，2019b；Li等，2019k，2019l）。

由于冰雪—反照率的正反馈效应，两极地区的反照率变化研究同样是研究热点，而两极地区由于冰雪覆盖范围更大，其反照率的变化效应更加显著。其中南极地区的反照率变化主要与海冰变化相关。Zhou 等 (2019a) 通过分析南极地区 CLARA 1982 年—2015 年的夏季地表反照率产品，发现南极海冰区 (ASIR) 和周围 4 个纵向扇形区域 (韦德尔海、印度洋、太平洋、罗斯海) 地表反照率与海冰面积均呈上升趋势，而贝灵斯豪森—阿蒙森海地区则呈下降趋势，其中太平洋区域变化幅度最大且呈现加速变化趋势；该反照率变化引起的短波辐射强迫效应接近  $100 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$  (Zhang 等, 2019r)。于此同时，Peng 等 (2019a) 分析了北极海冰地区 CLARA 的夏季反照率产品，发现反照率整体呈现每 10 年 1.6% 的下降趋势，与海冰变化趋势一致 (相关性约 80%)。以往针对北极地区的反照率辐射强迫计算对云的影响分析研究不多，He 等 (2019a) 结合 CALIPSO 云产品发现融雪时期的高云量会大大降低反照率的辐射强迫和正反馈程度。与青藏高原情况类似，北极地区冰雪覆盖受黑炭为主的吸光性杂质影响导致反照率降低，而航运是最大的排放源，急需采取措施应对这一环境问题，从而减少对北极气候的影响 (Zhang 等, 2019j)。

人类活动引起的土地覆盖变化可以极大地改变地表反照率，从而产生气候效应。城市是人口主要载体，城市区域土地覆盖变化的生态环境效应研究是目前的热点和难点。城市化效应所引起的反照率变化较为复杂，主要与城市建设中使用的人工材料和城市三维结构有关 (Zhou 等, 2019b)。Kuang 等 (2019) 通过分析北京地区不同区域的地表反照率数据与地表净辐射，建议城市区域采用高反射建筑材料可以有效地缓解城市热岛效应。Tang 等 (2018) 分析了 2001 年—2011 年间“京—津—冀”地区城市化引起的地表反照率变化，发现该地区地表反照率年变化率在 0.0012—0.0065，其中城市化可以解释将近一半的地表反照率变化。Yang 等 (2019g) 通过分析中国 302 个城市 2003 年—2016 年的城市热岛效应发现接近 80% 的城市存在热岛效应区域逐渐扩大的趋势，反照率的降低同植被减少和人为热排放增加是引起这一现象的 3 个主要原因。Zhao 等 (2019a) 分析了 1990 年—2010 年“京—津—冀”地区

GLASS 反照率数据，发现反照率随城市化有降低趋势，同时结合 WRF 模型模拟结果发现，蒸散发主导了除冬季以外的暖化效应，而地表反照率则在冬季贡献更大。城市化效应 (如城市热岛) 的研究仍然存有很多问题没有解决，生成可靠的高时空分辨率遥感产品并结合城市气候模型进行模拟分析，将会大大提升对这些问题的认识 (Zhou 等, 2019b)。

土地覆盖变化的气候效应研究往往是在较大的空间尺度上进行的。Hu 等 (2019c) 通过时序分解方法分析 GLASS 产品在 1992 年—2012 年中国北方地区地表反照率与土地覆盖变化之间的关系，发现反照率整体升高约 0.015，产生辐射强迫为  $-0.705 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$  的变冷效应，其中以耕地扩张和城市化为主的两种人为活动对反照率增加贡献率为 86%。Deng 等 (2019a) 关注世界上最大的生态修复项目之一的三北防护林项目对气候变量和植被覆盖密度的影响，发现 1982 年—2015 年地表反照率呈下降趋势，然而增加的短波净辐射与增加的植被蒸腾作用产生的变暖和变冷效应相抵消，并没有导致地表温度明显升高。Liu 等 (2019q) 针对森林火灾导致的森林退化这种典型的土地覆盖变化，利用 MODIS 相关产品在全球尺度分析了其通过改变生物物理参量对温度的影响；研究表明，高纬地区林火引起的反照率变化会产生长期的变冷效应，而在林火发生的 5 年内则是植被蒸散发的气候效应为主。Zheng 等 (2019b) 利用 MODIS 和 GLASS 等遥感数据产品分析了中国地区在 2000 年—2014 年草地植被绿度与地表反照率的关系，发现可见光反照率相比于近红外波段对于植被绿度的变化更加敏感，而近红外反照率在不同区域与植被指数的相关性可能由于土壤背景反照率的差异而变化显著。

总体来讲，随着卫星遥感反照率产品逐渐成熟，遥感反照率产品的科学应用得到了新的扩展，但这些应用研究也给遥感反演反照率提出了更高的个性化要求，即气候变化研究需要高精度、长时序的中低分辨率反照率数据集，而生态环境研究则需要高时空分辨率和实时性强的反照率产品。

#### 4.4 地表温度

地表温度遥感反演需要校正大气效应和地表发射率的影响。传统的单通道地表温度遥感反演

算法需要已知大气廓线数据和地表发射率值。考虑到地面同步大气廓线和地表发射率数据的获取相对困难，Duan等（2019b）提出利用NCEP（National Centers for Environmental Prediction）再分析数据和ASTER全球发射率数据库GED（Global Emissivity Database），从Landsat 8第10波段热红外数据中反演地表温度。此外，Wang等（2019j）提出直接在地面辐射值和卫星观测值之间建立函数关系，而无需分别构建大气参数和大气总水汽含量之间的参数化方案，从而减少可能的误差累积。

随着新一代卫星传感器（Landsat 8 TIRS、NPP-VIIRS、FY-3DMERSI-2、FY-4A、Sentinel-3A SLSTR）的陆续升空，研究者们基于传感器新的特性，分别构建了相应的地表温度遥感反演劈窗算法（Meng等，2019；Wang等，2019a，2019c，2019e，2019j；Zheng等，2019d）。由于发射率的不确定性会对劈窗算法的反演结果产生显著影响，为了提高劈窗算法中地表温度遥感反演精度，Li等（2019b）提出结合植被覆盖方法VCM（Vegetation Cover Method）和ASTER发射率产品得到MODIS像元的地表发射率，Hu等（2019a）基于MYD21产品构建了MODIS像元尺度发射率角度效应的查找表来提高地表发射率的估算精度。

不同于热红外，微波可以穿透云层，提供了获取全天候地表温度的有效手段。相应的反演算法大多基于不同通道发射率之间的关系，如Han等（2019c）基于裸土表面18.70 GHz，36.50 GHz和89.00 GHz共3个通道发射率之间的关系，Huang等（2019a）基于18.7 GHz和23.8 GHz两个相邻通道发射率为线性关系的假设，Zhou等（2019c）结合亮温极化率和水平极化发射率之间的关系以及水平和垂直极化发射率之间的关系，分别构建了利用微波亮温观测值反演地表温度的算法。

此外，机器学习技术也被应用于地表温度的遥感反演中。如张爱因和张晓丽（2019）基于BP神经网络构建了适用于Landsat 8的地表温度反演模型；Zhou等（2019e）基于贝叶斯模型平均BMA（Bayesian Model Averaging）分配权重，提出了一种多算法融合的地表温度反演算法；Tan等（2019a）基于卷积神经网络和12个通道的亮温数据，从AMSR2数据中反演出LST；Zhao等（2019c，2019d）基于随机森林算法减少了地表温

度反演中地形效应和局地时间不一致的影响；Liu等（2019o）基于温度日变化DTC（Diurnal Temperature Cycle）模型和贝叶斯优化算法使用长时间序列的NOAA-AVHRR数据生成了全球轨道偏移校正的地表温度产品；Wu和Li（2019）和Wu等（2019c）使用随机森林、多重地理加权回归，Peng等（2019d）利用时空加权回归，Xia等（2019）结合核驱动模型和融合算法对地表温度产品进行降尺度生成高空间分辨率的地表温度产品；Yang等（2019b）基于时序数据的谐波分析，Xu等（2019c）使用贝叶斯最大熵BME（Bayesian Maximum Entropy）算法，Wu等（2019d）利用卷积神经网络CNN（Convolutional Neural Networks）重构有云状况下的地表温度来生成全天候的地表温度产品。

为了验证地表温度的反演精度，Duan等（2019a）利用美国7个SURFRAD站点、欧洲3个KIT站点和中国3个HiWATER站点的实测数据详细评价了MODIS C6版本的LST产品；Yu等（2019e）针对异质非同温的地表提出了一种补充的基于辐射能的验证方法，评价了黑河流域MODIS的LST产品；Gao等（2019）提出使用MODIS和SEVIRI温度产品对FY-3C/VIRR地表温度产品进行交叉验证。

近年来，地表温度遥感产品也得到了极大的应用。Yang等（2019e）分析了不同风况下城市建筑形态与局部LST的关系；Guo等（2019a）定量分析了LST和热岛效应密度以及聚集度之间的关系；Le等（2019）利用Landsat 8反演的LST研究了福州市热岛效应的空间分布特征；Li等（2019e）系统性地分析了不同灯光强度水平和LST的时空变化关系，揭示了城市热环境的分布；这些研究成果可以为制定合理的城市热岛应对方案提供有效参考。在土壤水分和蒸散发遥感反演方面，Bai等（2019）基于数据融合的方法，利用降尺度的地表温度产品，获取了田地尺度的地表土壤水分；Liu等（2019c）利用波文比、光化学反射率指数、归一化差异植被指数等预测变量构建了一种时空非线性策略进行地表温度产品的降尺度，用于田间尺度的蒸散发估算；王军等（2019）基于叶面积指数和LST提取干湿边，进行区域蒸散发的遥感估算。

## 4.5 地表长波辐射

本节梳理了2019年地表长波辐射(包括:地表长波下行辐射 LWDR (Longwave Downward Radiation)、地表长波上行辐射 LWUP (Longwave Upwelling Radiation) 和地表长波净辐射 LWNR (Longwave Net Radiation) 遥感反演及产品生成等方面取得的研究进展,具体如下。

### 4.5.1 地表长波下行辐射

LWDR 研究进展体现在晴天、云天两部分。

对于晴天部分,3位学者基于气象数据和遥感数据开展了LWDR反演研究,反演方法可归纳为经验公式(Guo等,2019b)和混合方法(Yu等,2019d;Zhou等,2019h)。具体而言,Guo等(2019b)采用全球通量网络观测数据,综合评价了7种参数化方案(Brunt,1932),(Swinbank,1963),(Idso和Jackson,1969),(Brutsaert,1975),(Idso,1981),(Prata,1996)和(Carmona等,2014)的LWDR反演精度,提出采用贝叶斯平均BMA(Bayesian Multimodel Ensemble)方法集成精度较高的参数化方案,实现LWDR反演。在全球尺度上验证的bias, RMSE和 $R^2$ 分别为 $-0.89 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ,  $21.13 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ 和0.92。Yu等(2019d)发展了使用MODIS第31波段辐亮度和大气可降水量TPW(Total Precipitable Water)反演LWDR混合算法。Zhou等(2019g)发展了使用地表温度(LST)和TPW反演LWDR的混合方法。验证结果显示,他们的方法在各自研究中表现均很好。

云天部分,Cheng等(2019b)采用BMA方法集成了6种广泛使用的云天模型来计算云天的LWDR。这6种广泛使用的模型为(Jacobs,1978),(Maykut和Church,1973),(Konzelmann等,1994),(Crawford和Duchon,1999),(Carmona等,2014)(两个模型)。该方法能够得到整体最优的反演结果,对应的bias, RMSE和 $R^2$ 分别为 $-1.08 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ,  $21.99 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ 和0.87。

### 4.5.2 地表长波上行辐射

Hu等(2019b)基于MYD21产品,通过构建查找表,分析MODIS 3个长波波段(中心波长分别为 $8.55 \mu\text{m}$ (第29通道), $11 \mu\text{m}$ (第31通道)和 $12 \mu\text{m}$ (第32通道))反演的单波段发射率和相应的宽波段发射率的角度变化,发现第29波段

方向发射率的角度变化最大,达到了0.03;然后,通过积分方向宽波段发射率,以及基于7个SURFRAD站点的模拟和测量结果,分析了地表发射率LSE(Land Surface Emissivity)的角度变化对估算LWUR估算的影响,结果表明,考虑LSE的角度变化前后,LWUR的均方根误差(RMSE)变化通常小于 $1 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ,这暗示LSE的方向性对LWUR反演精度影响是不大。

### 4.5.3 地表长波净辐射产品

北京师范大学完成GLASS长波辐射产品生产、产品验证及质量检查,已正式对外发布(马里兰大学GLASS发布:<http://www.glass.umd.edu/>[2019-12-18],国家地球系统科学数据共享服务平台:<http://www.geodata.cn/thematicView/GLASS.html>[2019-12-18])。GLASS长波辐射产品是全球第一个高空间分辨率、长时间序列、全天瞬时长波辐射产品。产品的时间跨度为19年(2000年—2018年),空间分辨率为1 km,每天4次,覆盖陆地和海洋。Zeng和Cheng(2019)收集了144个来自AsiaFlux、AmericFlux、CEOP、BSRN,HiWater和第3次青藏高原科学考察边界层探测(梯度)的站点的3年的观测数据对晴空瞬时产品进行了验证(Zeng和Cheng,2019)。LWUR的偏差为 $-4.33 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ,均方根误差为 $18.15 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ;LWDR的偏差 $-3.77 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ,均方根误差为 $26.94 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ 。LWNRR的偏差为 $0.70 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ ,均方根误差为 $26.70 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ 。

## 4.6 总净辐射

陆表净辐射表现了陆表能量平衡状况,是描述陆一气之间能量和水循环的关键物理变量之一,它驱动着蒸散发、光合作用等主要的生物物理过程,同时也是地球系统科学研究中陆表过程模型的主要输入参数之一。

近年来陆表净辐射相关的研究日益引起中国研究者的关注,综合分析2019年与净辐射主题相关的SCI收录文章,发现城市化与陆表能量平衡关联的研究得到了充分重视,如净辐射在具有不同气候特征城市的时空变化规律的探讨,例如气候湿润的南方城市广州(Shi等,2019),冰雪覆盖的北方城市哈尔滨等(Shui等,2019),以及一些与城市化紧密相关的气候事件中能量平衡及陆气交互和能量分配过程的变化规律也得到了探讨,

如空气污染 (Wang 等, 2019f)、城市热浪等 (Wang 等, 2019k)。除此以外, 能量平衡在青藏高原 (Zhao 等, 2019b)、极地 (Yu 等, 2019c; Zhang 等, 2019r)、湿润表面 (Yang 和 Roderick, 2019) 等特殊区域的时空变化和能量分配等也是研究的热点。这些研究的结论都指出陆表能量平衡 (净辐射) 与土地利用覆盖变化、人类活动紧密相关, 其中云辐射强迫的影响不能忽视。同时, 这些研究大多基于某一个或者某几个区域通量站点观测数据分析, 受站点空间代表性的限制, 这些结论的普适性还有待商榷, 因此高时空分辨率的陆表辐射能量数据集在未来的研究中将起到非常重要的作用。

与此同时, 发展高时空分辨率的净辐射估算算法的研究也取得了一定进展。运用遥感数据估算净辐射是近年来一个主要发展方向, 由于遥感数据自身的优势, 可获取较高精度的陆表净辐射数据。Kuang 等 (2019) 运用 Landsat 30 m 数据, 结合 MODIS 数据、土地覆盖和站点实测信息等, 充分考虑大城市污染、下垫面异质性强等特点, 改进了已有的四分量参数化模型, 并基于站点实测数据校正获取的辐射分量估算值, 最终获取城市复杂下垫面的瞬时地表净辐射。研究结果显示, 中国北京市研究区 2009 年及 2014 年 6 景 Landsat 影像的瞬时净辐射估算值的均方根误差 RMSE 可达到  $32.71 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ 。基于该反演数据集, 分析了 1984 年、1994 年、2004 年及 2014 年 8 月或 9 月的北京市地表净辐射, 结果显示 30 年来北京城市区域扩展明显, 从而形成冷却效应, 一方面是由于城市化导致大气气溶胶含量增大, 从而使大气透明度降低, 同时城市建设常用的轻型建筑材料也使下垫面反照率增加。与此同时, 能量平衡在市区和郊区的差异逐渐增大。另外, 将遥感数据作为主要输入, 基于模型模拟高时空分辨率的地表净辐射方面的研究也得到了开展, Zhong 等 (2019) 利用静止星 FY-2C 及极轨卫星 SPOT-VGT 等数据, 基于 SEBS 模型估算了覆盖青藏高原  $10 \text{ km}$  空间分辨率的每小时陆表辐射通量数据, 与 6 个站点小时实测数据的验证精度 RMSE 达到  $76.63 \text{ W} \cdot \text{m}^{-2}$ , 且所有估算结果均优于 GLDAS 数据集; Zhao (2019b) 针对青藏高原, 基于站点气象、辐射观测和 MODIS 遥感数据反演的陆表温度估算了 3 种不同时间尺度 (半小时、小时、天均) 的净辐射,

并与陆面模型 CoLM 模拟的净辐射及站点实测数据验证, 结果显示有遥感数据加入的算法表现更稳定, 且高于天均尺度的净辐射数据更能描述该区域的能量变化特征。除此以外, 辐射通量在实际应用中的最优空间尺度等问题也有所探讨 (Wang 等, 2019m)。

总而言之, 陆表净辐射的研究朝着更精细的方向发展, 除了对时空分辨率有更高要求以外, 以往研究中少触及的特殊区域, 如青藏高原、南极大陆等也开始逐渐成为了研究热点, 城市化对辐射能量的影响更是日益得到关注。

#### 4.7 日光诱导叶绿素荧光 (SIF)

日光诱导叶绿素荧光 SIF (Sun-Induced Chlorophyll Fluorescence) 遥感近年来发展迅速, 为陆地生态系统碳循环监测提供了新的思路和方法, 是植被遥感领域最具突破性的研究前沿。国内外研究团队从近地面实验到卫星 SIF 遥感进行了大量的研究。2019 年度, 已发表 SIF 遥感论文 90 余篇 (以 “solar induced fluorescence OR sun induced fluorescence” 为主题, “2019” 为出版年, 在 Web of Science 中检索), 其中以中国为第一研究单位的 SCI 论文有 25 篇, 占总发文量的近 1/3, 表明中国学者在 SIF 遥感领域中扮演着重要的角色。下面将这些研究按 SIF 遥感信号机理解释和基于 SIF 遥感的生态系统关键参数监测两方面进行梳理。

##### 4.7.1 SIF 遥感信号机理解释

由于 SIF 与光合作用密切相关, 能直接反映实际光合作用的状态, 为陆地生态系统总初级生产力 GPP (Gross Primary Productivity) 估算提供了新的思路和方法。但是如何充分有效的理解卫星及冠层尺度 SIF 信号, 以准确估算 GPP 仍然是亟待解决的问题之一。2019 年国内学者在解释不同尺度 SIF 遥感信号及 SIF 和 GPP 关系等方面进行了探索 (Liu 等, 2019d, 2019k; Qiu 等, 2019a; Zhang 等, 2019y)。针对冠层结构对 SIF 影响的问题, Qiu 等 (2019a) 构建了适用于不同生态系统类型的荧光多次散射模拟方法, 综合考虑发射、吸收和散射过程的冠层荧光的计算方案。耦合该 SIF 方案的 BEPS 模式较好地模拟了 SIF 的全球分布特征。该研究提供了一种高效的 SIF 模拟方法, 并揭示了

冠层结构对全球尺度 SIF-GPP 关系的影响。更进一步, Zhang 等 (2019y) 利用最新的 TROPOMI 卫星的 SIF 遥感数据并结合反射率数据获得了冠层总发射 SIF<sub>total</sub>, 可以更好地表征冠层和全球尺度光合作用状况。类似地, Liu 等 (2019d) 采用随机森林的方法也进行了冠层到光系统的 SIF 降尺度研究, 结果表明冠层 SIF 降尺度可以有效地减少冠层结构和观测角度的影响。另一方面, 针对森林垂直结构的影响, Liu 等 (2019e) 进行了地面激光雷达测量和模型模拟实验, 提出了一种对冠层顶部 SIF 的建模策略, 研究表明冠层底部的 SIF 对于冠层 SIF 具有很大的贡献。总的说来, 中国学者在这方面的研究大大地增强了对卫星及冠层尺度上 SIF 遥感信号的理解和解释。

由于地面连续观测对解释 SIF 遥感信息的重要性, 国内学者在野外冠层 SIF 连续观测方面也做了一些尝试。在 SIF 自动观测系统方面, 国内学者参考德国 FLOX 系统 (JB Hyperspectral Devices) 搭建了 SIFSpec 自动观测系统, 但该系统所采用的“电子开关+分叉光纤”设计导致光路切换、积分时间较长及视场角较小等较多问题 (Du 等, 2019)。为解决这些问题, Zhang 等 (2019k) 独辟蹊径, 采用棱镜 (Prism) 进行光路切换, 设计了新的 SIF 野外自动观测系统 (SIFPrism), 可进行上下行通道同时采用半球观测。通过双半球和半球—锥体 SIF 观测对比实验表明, SIFPrism 系统积分时间得到了很大的改进, 同时采用双半球的 SIF 测量具有更大的足迹 (footprint) 范围, 可实现与涡度通量观测的耦合。不过另一方面, 地基 SIF 观测高度超过 10 m 后, 仍然需要进行大气校正 (Liu 等, 2019k) 等数据预处理过程。

在卫星观测方面, 中国首颗碳卫星 TanSat 于 2016 年 12 月发射, 成为全球第 3 个可以提供碳监测数据的国家。TanSat 除了监测全球二氧化碳浓度分布外, 还被应用于 SIF 的反演。国内学者已经成功反演出 TanSat 的全球 SIF 产品, 并与美国 OCO-2 的 SIF 产品进行对比, 结果表明中国碳卫星达到了国际最高水平 (Ran 和 Li, 2019)。

#### 4.7.2 基于 SIF 遥感的生态系统关键参数监测

在全球变化研究中, 各种遥感手段广泛应用于生态系统关键参数的监测。作为新的遥感技术, SIF 遥感在陆地生态系统变化监测中也逐渐引起关

注。2019 年, 中国学者在植被胁迫监测、植被物候对气候变化响应及植被蒸散模拟等方面也进行了大量的研究 (Chen 等, 2019g, 2019k; Fu 等, 2019; Liu 等, 2019d; Ni 等, 2019b; Qian 等, 2019; Shan 等, 2019; Wang 等, 2019n; Wang 等, 2019o; Wei 等, 2019b; Zhang 等, 2019g)。比如在干旱和高温热浪监测方面, 针对 2009 年澳大利亚干旱 Zhang 等 (2019g)、2014 年中国华北 Chen 等 (2019k) 和 2009 年—2010 年中国西南干旱及热浪 (Wang 等, 2019o; Ni 等, 2019b) 以及 2015 年/2016 年厄尔尼诺导致的东南亚干旱事件, 多位学者评估了卫星 SIF 遥感在植被胁迫方面的监测能力, 发现了 SIF 遥感比传统植被指数能更好地预警指示植被干旱胁迫。但这些研究多只是在前期研究的基础上, 在其他不同区域进行了应用, 多通过统计分析, 缺乏深入的机理探讨, 且多篇研究论文发表在《Remote Sensing》上。

随着全球变暖的加剧和大气中 CO<sub>2</sub> 浓度的不断上升, 全球植被 (尤其是北半球中高纬度地区) 的物候期发生了显著的变化。鉴于 SIF 与光合作用的机理联系, 国内学者也利用卫星 SIF 遥感进行植被物候变化监测研究。2019 年, 部分国内学者在这方面也进行了探索研究 (Chen 等, 2019g; Fu 等, 2019; Qiu 等, 2019b; Wang 等, 2019n)。Wang 等 (2019n) 在《Nature Ecology & Evolution》发表了基于卫星 SIF 遥感的城市植被物候研究, 探索了卫星 SIF 遥感在城市生态应用中的新途径。该研究以北半球中高纬度地区 880 个城市及其相应的郊区作为研究区, 基于 OCO-2 卫星 SIF 数据, 分别提取了城市和郊区植被的光合物候信息和结构物候信息, 并提出一种基于城市—郊区梯度的植被物候研究方法, 量化了植被秋季物候对 CO<sub>2</sub> 浓度升高的敏感性, 揭示了全球变化尤其是升温 and CO<sub>2</sub> 浓度升高对植被光合作用的促进作用, 也表明 SIF 遥感在研究气候变化影响研究中的广泛应用前景。其他中国学者的研究也表明 SIF 遥感在青藏高原和北极地区植被物候对气候变化响应方面具有很大的潜力 (Chen 等, 2019g; Fu 等, 2019; Qiu 等, 2019b)。

在陆地生态系统另一关键参数—植被蒸散方面, 2019 年中国学者首先提出了基于 SIF 遥感的植被冠层导度估算方法, 并进而来估算植被蒸腾 (Shan 等, 2019)。该研究利用 SIF 与光合作用的机

理联系, 基于多个站点地基SIF和涡度通量连续观测数据, 并结合模型正演, 对不同生态系统冠层气孔导度和蒸腾进行模拟。研究发现冠层观测的SIF信息与冠层导度季节变化高度耦合, 也可较准确的模拟森林和农田植被蒸散的变化, 为进一步在区域及全球尺度上进行植被蒸散发反演提供了新的思路。

综上所述, 2019年中国学者围绕着更精确的地面SIF观测、更深入的SIF机理解释和更广泛的SIF应用进行大量的研究, 在国际叶绿素荧光遥感研究领域展示中国实力, 极大地推动了叶绿素荧光遥感的发展。当然SIF遥感研究仍然面临一些挑战亟需解决。如(1)更好的SIF观测: 地面SIF观测的软硬件提升、地面站更全面的覆盖、更智能的联网观测; 机载和无人机传感器的研发与应用推广; 卫星数据的时空分辨率的改进。(2)不同尺度SIF遥感信息机理更深入研究: 不同尺度的SIF与光合作用的关系的联系; SIF-GPP模型的改进(生理和结构参数的影响)。(3)更广泛的SIF应用: 随着更好的地面、无人机和卫星传感器的发展, SIF遥感可以在更广泛的领域施展拳脚。例如, 目前SIF遥感多着重于陆地生态系统的研究, 未来可关注在海洋藻类, 海陆交界的潮间带植被等领域的应用。在胁迫监测上, 目前SIF着重于非生物胁迫的研究, 未来可以尝试生物胁迫的研究(入侵植物胁迫等)。这些领域都期待中国学者在未来更进一步的贡献。

#### 4.8 植被生化参数

植被叶片生物化学参数(简称“生化参数”)如叶绿素、类胡萝卜素、花青素、水分、干物质、氮等含量, 与植物光合、蒸腾、呼吸和分解作用等生态过程密切相关。目前遥感已成为估算植被叶片生化参数的重要手段, 其方法主要包括参数回归和非参数回归等经验模型方法、物理模型反演及混合方法(Verrelst等, 2015)。由于受植被冠层结构和叶片结构等因素影响, 以及不同生化参数之间由于吸收波段重叠造成的相互干扰, 植被生化参数遥感反演还存在一定的不确定性。随着诸如激光雷达、荧光等新的遥感传感器的出现, 无人机及卫星遥感观测平台日趋成熟, 以及诸如人工智能等新的反演方法的应用, 遥感估算植被生化参数在空间分辨率、反演方法及估算精度方

面均有提升。以下主要从叶片尺度及冠层尺度两方面, 对中国学者2019年在叶片生化参数反演方面的探索及成果进行小结。

在叶片尺度, 叶片表面及内部结构的复杂性是叶片生化参数与叶片光谱特征之间的关系不确定性的主要来源。其中叶片表面反射是影响叶片叶绿素含量反演的重要因素(Levizou等, 2005)。Li等(2019c)针对叶片夹观测的二向性反射率与积分球观测的方向半球反射率两类光谱特征的差异, 评估了叶片表面镜面反射效应对叶片叶绿素含量监测的影响, 提出了适用于不同类型反射光谱的叶绿素含量统一估算模型。针对广泛应用的叶片PROSPECT辐射传输模型中叶片表面反射率不随叶片变化的问题, Qiu等(2019c)在该模型中增加叶片表面反射因子, 降低了叶片反射率变化对叶绿素含量反演的影响。Li和Huang(2019l)基于不同角度的偏振观测估算叶片表面的镜面反射, 结果表明去除镜面反射后的植被指数可提高叶绿素和类胡萝卜素的估算精度, 这两者的研究中还发现红边反射率及红边位置对镜面反射不敏感(Li和Huang, 2019l; Qiu等, 2019c)。Li等(2019g)基于实测的叶片多角度反射率, 提出了利用不同波段差值的比值构建植被指数, 从而降低叶片反射方向性对叶绿素含量估算的影响。植被指数中考虑其他叶片结构如叶片厚度(Zhao等, 2019c)及上下表面反射率差异(Xie等, 2019b)的影响, 也可提高叶绿素反演的精度。此外, 激光雷达获取的多光谱数据在叶片叶绿素和水分反演中也表现出了充分的潜力(Sun等, 2019)。

在冠层尺度, 针对叶片生化参数与LAI等结构参数在反演中可能存在的相互干扰的问题, Su等(2019a)发展了利用联合概率分布进行LAI和叶绿素含量协同反演, 而叶绿素敏感指数与LAI敏感指数的比值也被证明可用于降低LAI对叶片叶绿素含量反演的影响(Cui等, 2019a)。以往研究中通常不考虑叶倾角分布这一冠层结构对生化参数反演的影响, 孙奇等(2019)分析了叶倾角分布对植被指数反演冠层叶绿素含量的影响, 研究出对叶倾角分布变化不敏感的光谱指数。由于叶绿素在可见光波段吸收的主导作用, 对类胡萝卜素含量反演造成一定的干扰, Zhou等(2019i)提出了利用类胡萝卜素敏感指数和红边波段比值构建植被指数, 研究了叶绿素与类胡萝卜素比值的反演方



法。另外, 针对植被指数存在的适用范围不广、受 LAI 和背景反射率影响的问题, Xu 等 (2019b) 研究表明两个植被指数组成的矩阵, 可提高冠层植被指数估算农作物叶绿素含量的能力。除了利用常规的植被指数等经验方法或者物理模型反演的方法, 利用贝叶斯网络与 PROSAIL 模型模拟相结合, 可在一定程度上降低水稻冠层叶绿素含量及叶面积指数反演中病态反演问题 (Xu 等, 2019g)。叶绿素荧光遥感也为叶片生化参数含量反演提供了新的机遇, Zhang 等 (2019z) 研究表明  $O_2-A$  吸收波段的冠层荧光可很好地用于估算玉米叶绿素含量。多角度冠层光谱也在叶片生化参数反演中表现出一定的应用潜力 (郭建茂等, 2019)。

#### 4.9 叶面积指数

叶面积指数 (LAI) 通常被定义为单位面积上所有绿色叶片面积的一半 (Chen 和 Black, 1992)。叶面积指数是陆地生态系统中重要的植被结构参量, 准确获取地表叶面积指数有助于了解生态系统的发展和变化, 对监测全球碳循环具有重要意义。遥感定量反演是获取不同时空分辨率叶面积指数的有效手段。2019年, 中国科研人员对定量反演叶面积指数的方法进行了新的探索, 取得了丰硕成果。

在利用物理模型反演叶面积指数方面, Yang 等 (2019h) 提出了一种基于间隙率模型, 使用星载地球科学激光高度计系统 (GLAS) 全波形数据反演森林 LAI 的方法。该方法利用 GLAS 数据的间隙率和 Landsat 图像的冠层覆盖率, 修正了冠层之间的丛生效应, 有效提升了对不连续森林的 LAI 反演精度。Su 等 (2019b) 从 4 个物候阶段的陆地 LiDAR 数据估计玉米冠层的不同经验叶倾角分布函数, 代替 PROSAIL 模型中默认叶倾角分布函数, 进而利用多时相 Landsat 数据对不同时期的玉米冠层 LAI 进行反演。该方法通过推导用于 PROSAIL 模型的特定叶倾角分布函数可以很好的捕捉作物生长季节的物候变化。Xu 等 (2019g) 提出一种将贝叶斯网络 (BN) 耦合到 PROSAIL 模型, 利用无人机观测数据反演水稻叶面积指数及冠层叶绿素含量 (CCC) 的方法, 结果表明同传统优化代价函数方法相比, 由 BN 反演得到的 LAI 与 CCC 精度得到了一定的提升。Pan 等 (2019b) 利用 3 种不同

的反演方法评估 Sentinel-2 多光谱仪器 (S2 MSI) 数据对反演华北主要农业区冬小麦叶面积指数和冠层含水量 (CWC) 的适用性。通过对比经验模型、神经网络和基于 PROSAIL 模型查找表方法的反演结果表明, 与基于谱索引的经验模型或神经网络算法相比, 查找表反演方法更适合反演 LAI 和 CWC, 而且 LAI 的估算精度要明显优于 CWC。

生态监测、作物估产等需要高时空分辨率叶面积指数数据。Yin 等 (2019b) 提出基于 LAINet 无线传感器观测系统、气候学与实际观测的一致性调整法 (CACAO) 和高斯过程回归 (GPR) 的组合方法, 利用 LAINet 无线传感器网络提供连续的 LAI 现场测量, 利用 CACAO 方法通过将多时相 MODIS 和高空间分辨率的 Landsat 卫星影像融合, 生成对应的高时空分辨率 (30 m 和 8 d) 反射率数据, 最后利用 GPR 反演高时空分辨率 LAI。该方法将无线传感器网络, 数据融合和机器学习算法相结合, 对面向未来大数据时代, 应用人工智能方法反演地表参量具有一定意义。Jin 等 (2019a) 提出基于多尺度集成卡尔曼平滑器 (EnKS) 的同化方法, 将较粗空间分辨率 LAI 数据作为先验信息, 通过整合多时相、多分辨率的遥感观测数据反演得到时间序列的高分辨率 LAI。结果表明, 该方法能够有效的得到不同尺度下的 LAI 估计, 对现有高分辨率 LAI 反演的时空模式是一种改进。Zhan 等 (2019) 提出不同时空分辨率多源遥感数据的同化方法, 利用该方法从时间序列的 MODIS 和 TM/ETM+ 地表反射率中, 反演得到时间连续的不同空间分辨率的叶面积指数。

#### 4.10 光合有效辐射吸收比

植被光合有效辐射吸收比 FPAR (Fraction of absorbed Photosynthetically Active Radiation) 一般定义为植被对波长在 400—700 nm 间太阳辐射能量的吸收比率 (Gower 等, 1999), 是表征植被光合作用水平和生长状态的重要参量, 也是联合国全球气候观测系统认定的反映全球气候变化的关键参量之一 (GCOS, 2011)。

对 2019 年的相关研究进行检索、分析表明, 2019 年所有 44 篇 SCI 收录的 FAPAR 遥感相关研究中, 中国学者的工作的研究有 9 篇, 另有 3 篇中文文章发表。相关研究主要集中于反演方法、产品验证和应用等各个方面, 但没有针对 FAPAR 模型的研究。

新的观测手段或传感器也给中国FAPAR遥感反演研究带来了新的机遇。针对静止卫星葵花8号传感器Himawari-8 AHI (Advanced Himawari Imager) (Chen等, 2019n)、地面数字相机(Zhou等, 2019f)和高光谱传感器(刘二华等, 2019)等多种空间分辨率和光谱分辨率传感器, 中国学者在不断探索新的反演方法。这些研究有的继续深入研究传统的植被指数反演方法研究(刘二华等, 2019), 也有采用最新的人工智能(如ANN)(Chen等, 2019n)等多样化方法进行算法研究。还有研究利用无人机作为平台, 通过窄波段多光谱传感器进行低矮植被的FAPAR观测和反演方法研究, 为低矮植被这一FAPAR观测的难点提供了地面真实性检验新思路(Huang等, 2019c)。

与国际趋势相同, 中国学者关于FAPAR遥感最多的研究集中于FAPAR遥感产品的应用。多样化的遥感FAPAR产品被越来越多地应用于碳循环(Zhou等, 2019f)、蒸散发(崔明月等, 2019)、植被长势监测(Liu等, 2019p)、作物估产(周亮等, 2019)、植被分类(Feng等, 2019)等研究领域或方向, 其中多数研究应用FAPAR产品表征植被的生产力和长势些研究应用最多的是MODIS FPAR产品。随着定量遥感产品的多年积累, 利用FAPAR时间序列进行干旱、植被物候等方面的动态监测和时间变化规律分析也成为本年度热点研究方向(章金城和周文佐, 2019; Li等, 2019m; Peng等, 2019b)。

#### 4.11 植被覆盖度

植被覆盖度FVC (Fractional Vegetation Cover) 定义为绿色植被在地面的垂直投影面积占统计区总面积的百分比(贾坤等, 2013)。植被覆盖度是表征陆表植被覆盖情况的重要指标, 同时也是描述植被生长状况的重要参数, 在农林、灾害监测等诸多领域具有广泛的应用。在2019年, 中国学者在植被覆盖度的算法发展、产品和算法验证以及应用等方面, 取得了一系列研究进展。

##### 4.11.1 植被覆盖度算法发展

遥感技术由于在大范围、长时间序列对地观测中的独特优势, 被广泛应用于植被覆盖度估算研究。2019年, 中国学者基于遥感技术, 发展了一系列植被覆盖度估算方法。Jia等(2019b)通过

构建全球高空间分辨率样本数据集, 发展了基于多元自适应回归样条MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines) 模型的全球长时间序列植被覆盖度估算方法。同时, 采用该算法生产的基于MODIS和AVHRR数据的GLASS植被覆盖度产品具有完整的时空连续性和较好的时空一致性。Tao等(2019a)通过分析当前植被覆盖度产品难以同时具备高时空分辨率的局限性以及不同时空融合算法特点, 基于ESTARFM时空融合算法开展GF-1 WFV和MODIS数据的高时空分辨率植被覆盖度融合估算研究。该研究通过探索不同融合策略对植被覆盖度估算结果的影响, 发现首先利用GF-1 WFV和MODIS数据分别估算植被覆盖度, 进而采用时空融合算法融合得到的高时空分辨率植被覆盖度数据具有更高的估算精度和计算效率。由于高空间分辨率遥感数据受云等天气条件的影响, 很难获取同一地区在不同年份同一季节的光学影像, 增加了高空间分辨率数据在植被变化分析中的难度。为此, 杨绘婷等(2019)利用MODIS NDVI和像元二分模型估算的植被覆盖度数据, 发展不同季节间高空间分辨率植被覆盖度转换方法。该方法通过构建不同季节间低空间分辨率植被覆盖度的回归关系, 并将其应用于高空间分辨率植被覆盖度中, 从而实现不同季节间高空间分辨率植被覆盖度的转换。通过两个研究区的验证分析发现, 该方法能够有效获取不同季节的高空间分辨率植被覆盖度, 降低因季节差异产生的植被覆盖度估算误差。

##### 4.11.2 植被覆盖度产品及算法验证

当前, 相关学者发展了多种基于遥感数据的植被覆盖度产品和算法, 针对这些产品和算法的比较分析和精度验证, 对后续相关领域的应用和产品质量提升具有重要意义。Liu等(2019b)通过分析当前大尺度、长时间序列植被覆盖度产品的特点, 对3种全球植被覆盖度产品(GLASS FVC、GEOV2 FVC以及GEOV3 FVC)开展时空比较和精度验证研究。研究结果表明, GLASS FVC产品具有较好的时空完整性和连续性, 同时GLASS FVC产品地面验证精度优于GEOV2和GEOV3 FVC产品。Liu等(2019i)利用经验模型法和混合像元分解法, 比较Sentinel-2A (S2)多光谱数据和Landsat 8数据在植被覆盖度估算中的

差异,发现基于 Sentinel-2A 数据的植被覆盖度估算精度整体上优于 Landsat 8 数据。Zhang 等 (2019m) 采用 Landsat 8 数据,比较经验模型法和混合像元分解法对柴达木盆地的植被覆盖度估算效果,结果表明基于植被分类的经验模型法具有较高的植被覆盖度估算精度。Chen 等 (2019c) 在疏勒河上游地区开展植被覆盖度地面观测验证工作,发现阈值法能够有效获取高精度地面实测植被覆盖度数据,并且测量误差与地面实测的样方数量之间具有对数关系。同时研究表明,当研究区地表类型破碎度越高时,要达到一定精度的植被覆盖度观测值所需的样方数量也越多。Zhang 等 (2019s) 在新疆伊犁地区,利用 GF-1 WFV 数据比较验证统计模型法、亚像元模型法、线性光谱分解以及三波段梯度差法 4 种植被覆盖度估算方法,地面实测数据验证发现统计模型法在该研究区具有最高的植被覆盖度估算精度。

#### 4.11.3 植被覆盖度的应用

植被覆盖度作为描述地表植被生长状况的重要参数以及刻画生态环境变化的重要指标,在地表过程模拟、水文生态模型以及全球变化研究中发挥着重要作用。Li 等 (2019b) 利用陆表模型 LSMs (Land Surface Models) 结合青藏高原地区的气候条件,分析不同算法得到植被覆盖度估算结果对地表温度模拟的影响,发现采用像元二分模型或基于叶面积指数的经验模型法得到植被覆盖度作为模型输入时,能有效降低地表温度模拟的系统偏差,主要原因在于该植被覆盖度数据能够更好地体现植被季节变化特征以及不同植被类型间的差异,从而更好的模拟地表能量收支状况。Liu 等 (2019n) 提出基于植被覆盖度和地表温度组分模型的角度归一化地表温度估算方法。该算法以像元二分模型为基础,通过地表温度组分模型将像元地表温度分为植被温度和土壤温度两部分,结合天顶方向植被覆盖度得到天顶方向地表温度,验证结果表明该算法对地表温度估算过程中的角度效应有 0.8—1.2 K 的精度改进。

此外,部分学者利用植被覆盖度数据,探索研究区内植被时空分布特征和变化趋势。Cao 等 (2019) 利用 MOD13Q1 数据和像元二分模型估算塔里木河流域 2000 年—2018 年植被覆盖度,通过 Mann-Kendall (M-K) 检验方法分析发现近年来

该地区植被覆盖度整体呈现缓慢上升趋势。其中,在地势低洼和绿洲区域增长趋势明显,而在一些零星区域表现出退化趋势。贾路等 (2019) 采用 M-K 趋势检验法及 Hurst 指数、Pettitt 检验法分析了 2000 年—2013 年西安市植被覆盖度变化特征,并采用重心转移模型和相对发展率分析了西安市植被覆盖度变化的空间差异,发现西安市植被覆盖度在 2000 年—2013 年整体呈增长趋势,且变异程度较弱。同时植被覆盖度的空间重心呈现由西南逐渐向东北方向转移的趋势。另外,西安市降雨量和区域植被覆盖度均值呈不显著正相关,说明降雨虽然能在一定程度上影响植被变化,但非主要因素。冯李等 (2019) 利用 GEE (Google Earth Engine) 遥感大数据云计算平台,收集四川省 2001 年—2016 年 Landsat TM/OLI 的复合 NDVI 数据,结合最大值合成法、像元二分模型法以及趋势分析法,对四川省植被覆盖度变化状况进行分析,发现 GEE 的云计算能力能够有效进行大面积长时间的植被覆盖度动态监测。同时,在 2000 年—2016 年期间,四川省植被覆盖度整体呈现从边缘到中心逐渐降低的趋势。

同时,一些学者结合气象、地形、人文等数据,分析不同因素对植被覆盖度变化的影响。Li 等 (2020) 通过 MODIS NDVI 数据估算四川省 2000 年—2017 年生长季 (5—9 月) 植被覆盖度,分析该地区植被生长变化状况,表明四川省植被覆盖度有轻微降低趋势,且中低海拔区域的木本植物呈明显退化趋势,并结合气温、相对湿度以及降雨数据,采用灰色关联分析法,探索植被覆盖度与气候因子的关联程度,发现降水 (17.4%) 和相对湿度 (17.3%) 是该地区植被覆盖度变化的主要驱动因子。高黎明和张乐乐 (2019) 利用 MODIS NDVI 数据和像元二分模型计算的植被覆盖度数据,分析了青海湖流域 2001 年—2017 年植被覆盖度分布格局和动态变化,发现近 10 年来青海湖流域植被覆盖度整体呈现增加趋势,但在局部地区仍然有植被退化现象,并分析植被覆盖度对气候变化、人类活动以及冻土退化的响应,发现气候变化是该流域内植被覆盖度变化的主要因素,人类活动对植被恢复有不同程度增强和抑制作用,而冻土退化主要影响草原地区的植被覆盖度变化。王瑾等 (2019) 利用 MODIS NDVI 和像元二分模型估算内蒙古自治区 2005 年—2018 年植

被覆盖度, 结合信息熵、动态变化分析法等, 分析内蒙古自治区的植被变化强度和趋势, 发现由于人们保护环境意识的不断提高, 植被覆盖度在2005年—2018年呈现整体缓慢增加的趋势, 且呈东高西低的空间分布, 具有明显的经纬地带性。同时利用GIS空间分析方法, 分析了降水、矿区、河流以及地形等因素对植被覆盖度的影响, 发现降水充沛地区以及河流附近植被覆盖度普遍较高, 而矿区植被覆盖度相对较低, 不同地形条件对植被覆盖度具体影响不同。程东亚和李旭东(2019)利用像元二分模型和相关分析方法研究喀斯特流域植被覆盖度变化的地形效应和人口效应, 发现在贵州石阡河流域随着海拔和坡度上升, 植被覆盖度逐渐增加, 随坡向变化差异不明显。另外, 在该流域内随着人口密度上升, 植被覆盖度总体呈现下降趋势。该研究结果为喀斯特地区退耕还林和石漠化治理提供科学依据。

#### 4.12 森林高度

森林高度是森林生态系统研究的重要参数, 同时也是森林植被碳储量研究的重要指示因子, 因此, 森林高度监测是森林遥感研究重要方向之一。早期的森林结构参数遥感反演主要利用的是遥感影像提供的电磁波强度信息, 如光学波反射率或雷达后向散射系数。过去50年的研究表明, 遥感影像强度信息受环境因素影响较大, 在局部区域或特殊时期与森林高度存在一定的相关性, 但这种相关性难以在空间或时间上进行拓展。因此, 虽然在利用遥感影像强度信息通过统计回归、机器学习等方法进行森林高度反演的仍有文章发表, 这里不对这部分内容进行评述。近20年的研究表明, 利用激光雷达、干涉合成孔径雷达和光学多角度立体提供的遥感几何信息, 可实现对森林高度的直接探测。这里以forest height为主题对Web of Science核心数据收录的2019年的论文进行检索, 并将检索结果进一步限定在中国。可以看到中国的研究人员在森林高度提取方面做出了非常出色的工作。

激光雷达数据以其对森林垂直结构的直接探测能力, 而被认为是森林结构参数测量最好的数据源。根据传感器的搭载平台, 可细分为星载激光雷达、有人机激光雷达和无人机激光雷达。有人机激光雷达和无人机激光雷达主要采用的是小

光斑激光雷达, 获取的是三维点云数据; 星载激光雷达主要有以美国发射的ICESat-1 (Carabajal和Harding, 2005) 和2018年底安装在国际空间站上的GEDI为代表大光斑激光雷达 (Hancock等, 2019), 2018年美国宇航局发射的光子计数激光雷达系统ICESat-2 (Kwok等, 2019)。在这两套星载激光雷达系统发射之前, 美国宇航局也研制了相应的有人机载系统, 如机载大光斑激光雷达系统LVIS (Blair等, 1999) 和机载光子计数激光雷达系统SIMPL, MABEL (Magruder和Brunt, 2018)。

小光斑激光雷达数据处理基本成熟, 已广泛应用于在不同行业部门, 在森林结构参数提取研究中通常将其作为参考数据使用, 虽然发表的文章较多, 但主要以应用为主, 基本没有突破性进展, 这里不再做过描述。自2001年ICESat-1大光斑激光雷达数据发布以来, 已开展了大量的研究, 在平坦地形条件下, 可用于森林最大高等参数的反演。在山区地形对激光雷达波形产生展宽效应, 导致平坦地形条件下的研究结果难以应用于山区。尽管过去十几年针对地形展宽效应已开展了大量的研究, 但目前该问题并未彻底解决。针对这一问题, Wang等(2019r)提出具备地形自适应能力的大光斑激光雷达波形指数。不同于现有研究多以地面回波波峰位置为参考进行波形参数的定义, 他们提出了给定坡度条件下裸地回波波形计算模型, 根据SRTM等已有地形数据给出的地形坡度可计算裸地回波, 进而以计算的裸地回波波形为参考可计算出新的波形指数。该指数利用地形对裸地回波的展宽效应来抵消地形对森林回波的展宽效应, 从而使得新的波形指数具备地形自适应能力。研究表明, 该指数在地形坡度小于 $40^\circ$ 条件下, 可进行高精度的森林高度反演。Chen等(2019a)综合利用ICESat大光斑激光雷达数据, Landsat光学数据和ALOS PALSAR L波段雷达数据, 生产了中国30 m分辨率的森林高度图。

虽然极化干涉是欧洲主导的森林高度探测技术, 中国研究人员也在这方面开展了相关的研究工作。如Liao等(2019b)在国际著名的RVOG模型与三阶段森林高度反演算法的基础上, 从理论上分析了不同基线的响应差异, 进而提出提高基于多基线极化干涉数据森林高度估算方法。结果表明, 在 $100\text{ m}\times 140\text{ m}$ 的样地尺度上, 该方法可将森林高度估算结果与参数数据的相关性由0.6提高到0.77,

均方根误差由 1.32 m 降低到 1.04 m。Wu 等 (2019a) 基于 Optimal Normal Matrix 约束与 Cross-iteration 算法, 提出新的基于极化干涉数据的森林高度估算方法。使用 2008 年获取的 P 波段 BioSAR 数据的验证结果表明, 该算法的森林高度估算精度可达 2.6 m, 优于三阶段算法的 5.89 m 和 6 维非线性迭代算法的 4.42 m。除反演算法对反演精度有影响外, 极化干涉系统性能和数据质量也非常重要, 为此, Wang 和 Xu (2019) 等提出可以描述森林高度反演结果与包括 crosstalk, channel imbalance 和 system noise 等在内的极化雷达系统参数的关系的模型, 该模型可用于从森林高度反演的角度对系统参数进行设计论证。

Ni 等 (2019a) 等研发了面向森林高度提取的光学多角度立体观测数据模型模拟, 该模型可以描述光学角度、图像分辨率等系统参数对森林高度提取的影响规律, 可为未来用于森林结构参数提取的星载光学多角度立体观测系统的设计提供理论支持。Liu 等 (2019f) 利用 ZY-3 02 对平坦地区杨树人工林的高度进行了估算。

#### 4.13 森林生物量

森林生物量是衡量地表与大气间 CO<sub>2</sub> 交换的基本变量, 在全球碳循环领域起着重要作用。目前减少陆地碳循环的不确定性很大程度上依赖于对全球森林碳库变化的准确估计。由于需要减少全球碳循环的不确定性, 全球气候观测系统将世界森林的地上生物量 (AGB) 和相关碳库作为基本气候变量。目前已有许多研究尝试采用高级预测模型, 借助于实测样地数据和多源遥感数据估算森林 AGB, 并提供了区域森林 AGB 数据集可供下载使用。Zhang 等 (2019x) 从数据源的角度对这些区域或全球森林生物量数据集进行了归纳总结, 并比较了覆盖欧洲、北美、东南亚、热带非洲和南美洲地区的森林 AGB 空间分布数据集。他们发现, 当前森林 AGB 数据集存在严重的不一致性, 森林 AGB 估算的不确定性依然很大。为进一步提高森林 AGB 的预测精度, 未来的研究应着眼于收集更多的实测生物量数据并对其进行严格质量控制, 使用多源遥感数据或多传感器数据, 发展高级统计或机器学习算法, 以及量化森林 AGB 估算过程中的各种不确定性等。

在实测数据的改进方面, Zhang 等 (2019l)

等从已经发表的文章中收集了大量地面观测数据, 联合 MODIS 数据、Landsat 森林覆盖变化数据、森林冠层高度、气候和地形数据, 利用 Cubist 回归树模型生成了空间分辨率为 1 km 的中国地区森林生物量分布图。预测模型对森林 AGB 方差解释率为 75%, 均方根误差 (RMSE) 为 45.5 Mg/ha。与其他覆盖中国亚热带区域的森林 AGB 数据集相比, 该研究提供了精度更高的森林 AGB 空间分布结果。

在多源数据上, Chen 等 (2019e) 以中国东北森林为研究区, 探讨了 ALOS-2 卫星上的 L 波段合成孔径雷达 (SAR) 后向散射和纹理特征、Sentinel-1 卫星 C 波段 SAR 后向散射和纹理特征、SRTM DEM 的地形指数以及 Sentinel-2 卫星反射率和植被指数等与森林 AGB 的关系。发现, ALOS-2 卫星上的 L 波段 SAR 后向散射和纹理特征以及 Sentinel-2 卫星多光谱植被指数可以很好地预测森林 AGB。相比于 C 波段 SAR 后向散射和纹理特征, SRTM DEM 的地形指数在估算森林 AGB 方面提供了更为重要的信息。Huang 等 (2019d) 等基于样地数据、GLAS 数据、Landsat 和 PALSAR 数据, 绘制了空间分辨率为 30 m 的中国地区森林 AGB 空间分布。对于森林 AGB 的预测, Landsat 衍生变量优于 PALSAR 衍生变量, PALSAR 的纹理特征比后向散射更为有效。Liao 等 (2019a) 发现 PolInSAR 森林高度和后向散射系数的协同使用能弥补彼此的缺点, 提升 AGB 估算精度。

与光学和 SAR 相比, 激光雷达 (LiDAR) 可以很好地获取森林的垂直结构参数, 因此也常用于森林 AGB 的估算。LiDAR (尤其是大光斑 LiDAR) 估算森林 AGB 一般是基于实测点 AGB 与 LiDAR 百分位高度之间的相关关系。Hao 等 (2019c) 等结合冠顶高度模型和异速生长模型, 建立了中国西北地区样地的地上碳密度 (数值上约为 AGB 的 1/2) 预测模型, 包括基于样地平均高度的幂函数模型和基于样地平均菊花链模型, 模型的相关系数分别为 0.6725 和 0.6761, 显著高于传统百分位数模型的相关系数, 而经常用于森林 AGB 反演的 Lorey's 高度与碳密度的相关性不显著。此外, 地形坡度对激光雷达波形的影响是准确估算森林 AGB 需要解决的问题, 目前的研究利用激光雷达估算森林 AGB 大多在平坦或坡度较小地区, Wang 等 (2019r) 等提出坡度适应波形指数用于森林 AGB 的预测, 在 0°—40° 坡度范围内进行

森林 AGB 制图可以得到较好的结果。

在算法方面, Li 等 (2019a) 等基于长期样地数据和 Landsat 8 OLI 影像数据, 分别建立线性模型、固定效果模型和线性混合效应模型估算湘西地区森林 AGB。他们发现固定效果模型与线性混合效应模型的 AGB 估计精度显著高于线性模型, 而固定效果模型和线性混合效应模型在总体估计精度上没有显著差异。Zhang 等 (2019e) 等结合多时期 Landsat 和国家森林资源清查数据, 采用多元自变量线性回归 (MLR) 和偏最小二乘回归 (PLSR) 两种参数化方法以及随机森林 (RF) 和梯度回归树 (GBRT) 非参数方法估算森林 AGB 及其变化。非参数方法 GBRT 和 RF 可以更好地预测 AGB 及其变化, GBRT 精度最高。Chen 等 (2019e) 等发现随机森林 (RF) 与普通克里格 (OK) 相结合的 RFK 模型比 RF 模型精度更高, 而且相比于 RF, RFK 在森林 AGB 制图中的精度提高在单传感器模型中比多传感器模型更为显著。孙钰森等 (2019) 等基于东北林业大学帽儿山实验林场的 193 块固定样地调查数据和 ETM+ 遥感影像数据, 利用地理加权克里格回归 (GWRK) 建立森林碳储量与遥感和地形因子的回归模型, 模型拟合精度为 83.2%, 与 OLS 模型和 GWR 模型相比, 精度分别提高 6% 和 10%。

#### 4.14 植被生产力

在 2019 年, 中国学者在植被生产力遥感反演算法发展和改进, 算法和产品验证以及应用等方面取得了诸多成果。以光能利用率 LUE (Light Use Efficiency) 模型为基础, 中国学者进一步完善和改进植被生产力遥感反演算法, 提高对于全球和区域植被生产力的估算精度。Yuan 等 (2019) 考虑了大气 CO<sub>2</sub> 浓度升高对植被生长的促进作用, 在原 EC-LUE (Eddy Covariance-Light Use Efficiency) 模型基础上耦合了大气 CO<sub>2</sub> 浓度对植被总初级生产力 GPP (Gross Primary Production) 的影响公式, 增强了遥感数据驱动的光能利用率模型模拟长时间植被变化的能力。Li 等 (2019d) 则考虑气孔导度变化对植物光合作用的影响, 利用遥感反演的叶面积指数结合空气温度和大气饱和水汽压差估算植物叶片气孔导度, 并将其耦合到 TL-LUE (Two Leaf - Light Use Efficiency) 模型中, 显著提高了对 GPP 的模拟能力。

在对反演算法进行发展和改进的同时, 中国学者基于通量观测资料, 开展了模型—数据比较、模型比对等研究, 揭示了遥感反演植被生产力算法的不足, 以及影响植被生产力估算的主要因素, 为后续的算法改进提供了科学依据。Wang 等 (2019d) 利用中国干旱半干旱区的通量观测资料检验了 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) GPP 算法, 发现参数的不确定性是导致限制其精度的关键。根据观测资料, 优化最大光能利用率参数, 以及水分和温度限制方程参数后, MODIS-GPP 算法能够显著提升对于 GPP 的模拟能力。Zhuo 和 Xin (2019) 的研究强调光能利用率季节性变化对于 GPP 模拟的重要作用。该研究比较了 MODIS、VPM、辐射分配模型和植被指数模型 4 种基于遥感数据估算 GPP 的模型性能, 发现模型普遍地高估了非生长季的 GPP, 而低估了生长季的 GPP, 相比而言, 辐射分配模型由于考虑了散射辐射和直接辐射对于 GPP 的影响, 具有较好的模拟能力。Xie 等 (2019c) 综合分析发现遥感叶面积指数产品的精确性极大地影响着 GPP 模拟的精度, 而且影响程度随着模型有一定差异, 相比而言, 采用 GLASS-LAI 产品具有较高的 GPP 模拟精度。类似地, Huang 等 (2019h) 利用全球 112 个通量站点的观测数据, 检验了 4 种植被指数与观测 GPP 的相关性, 为 GPP 反演算法选择最佳的植被指数驱动数据提供依据。该研究显示, 经过 BRDF 校正的 4 种植被指数与通量站点观测 GPP 的相关性普遍较高, 植被指数能够较好的反映 GPP 的季节变化特征, 但是难以反映其年际变化。Chen 等 (2019m) 比较了 MODIS、BESS (Breathing Earth System Simulator) 和 VPM (Vegetation Production Model) 3 种模型在中国区域模拟的 GPP 时空差异。结果显示, 3 种模型能够很好地反映 GPP 的空间变化格局, 但是模型在反映年际变化方面存在很大的差异。Zhang 等 (2019i) 比较了 8 个遥感数据驱动的 GPP 模型对中国北方草地生态系统 GPP 的模拟能力。总体而言, 模型对于高寒草地生态系统的 GPP 模拟能力普遍高于温带草地, MVP 和 VI 模型对于温带草地生态系统的 GPP 模拟精度最高, 得益于其较好的反映了水分对于草地生长的限制作用。

基于植被生产力遥感反演算法和产品的基础, 中国学者分析了全球和区域植被生产力变化特征

及其驱动机制,为理解植被生产力变化提供了有益的尝试。Yuan等(2019)发现20世纪90年代末以来大气水汽压差(Vapor Pressure Deficit)增加导致植被生产力降低,抵消了大气CO<sub>2</sub>浓度增加对植被生长的“施肥效应”。该研究也发现,由于持续的全球气候变暖,大气水汽压差增加的趋势将持续到本世纪末,其对植被生长的影响也将持续存在。然而,目前的陆地生态系统模型并未能准确反映大气水汽压差对植被生长的限制作用,从而会显著高估未来的陆地植被生产力。Ma等(2019a)利用VPM模型结果分析了中国区域植被生产力2000年—2016年的变化趋势。总体而言,中国区域植被生产力在2000年—2016年显著增加,特别是在黄土高原和南方地区增加显著。同时,相比于后期即2008年—2016年,2000年—2008年GPP增加幅度更大(18.82 g·C·m<sup>-2</sup>·a<sup>-1</sup>),约是后期的5.40倍,土地利用和气候变化分别是导致中国北方和南方GPP变化的主要原因。Xu等(2019f)综合通量观测和模型数据,分析发现森林生态系统年最大GPP的长期变化趋势与年均GPP的变化趋势有着极强的相关性,但是在草地生态系统生长季开始日期的年际变化对于年均GPP的长期变化起着更加重要的作用。同时,在森林生态系统中,生长季结束日期相比于开始日期对于GPP的影响更大,而在草地生态系统则相反。

#### 4.15 土壤水分

土壤水分是陆地水循环过程中最为活跃的重要组成部分,是影响陆面水文过程、生物地球化学过程的关键变量,特别是在地表水蒸散发与渗流中扮演着重要角色,是陆—气间能量与水分交换过程的主要边界条件,因此成为气象学、水文学、农学、林学等研究中的必要地表参数(赵天杰,2018)。近一年来,中国学者的主要研究进展包括被动微波、主动微波、光学遥感和多源遥感等多种手段,以及土壤水分在农业估产等方面的应用。

被动微波遥感无疑是获取地表土壤水分的最佳方式,其对于土壤水分变化具有直接的物理联系和高敏感性。其中,L波段是目前最佳的星载探测手段。但是,在中国地区L波段的RFI干扰是一个不可避免的问题。Zhou等(2019l)发现中国地区的L波段RFI干扰主要分布在城市及其周围地区,RFI干扰的强度与人口密度存在正相关关系。

当前L波段星载传感器无法获取地表的温度信息,土壤水分反演的精度,特别是与地面观测之间的偏差受模式预报的温度结果影响较大。Lv等(2019)发展了L波段下土壤有效温度的精确表达式,同时发展了计算土壤温度感应深度(该深度的土壤温度等于有效土壤温度)的方法,其发现SMAP升轨时刻(6 pm)的土壤温度感应深度一般大于降轨时刻(6 am),为L波段土壤水分反演算法中土壤有效温度的计算提供了理论依据。中国目前尚未有搭载L波段微波辐射计的卫星,但风云三号系列卫星搭载的微波成像是获取地表土壤水分的可用手段,虽然较高频率(X波段)的观测受植被影响较大。Liu等(2019j)在基于风云三号的植被光学厚度反演过程中考虑了混合像元中水体辐射的影响,在黄河源地区的结果显示考虑水体影响后能够获得合理的植被光学厚度,结合地面实测数据构建植被含水量统计反演模型,发现黄河源地区的植被含水量季节变化在0.2—1.4 kg·m<sup>-2</sup>。

植被影响的校正更是雷达土壤水分反演中的难题。SMAP卫星计划科学团队仅仅开发了针对L波段的地表后向散射数值模拟数据库,对于哨兵1号等C波段雷达数据,目前研究更多基于零阶的水云模型,而如何定量地表征植被变化是最为关注的问题之一。Qiu等(2019d)选用MODIS和Landsat不同空间尺度(30—500 m)的植被指数(NDVI、EVI、LAI)作为水云模型的植被表征变量,其在黑河流域的研究结果表明不同的植被指数选择对土壤水分反演误差的影响不够明显,而使用Landsat植被指数构建水云模型进行土壤水分反演的精度略有下降,这可能是观测频次较低(数据量少)造成的。Tao等(2019b)在原有的半经验微波散射模型中引入PROSAIL辐射传输模型计算冠层植被含水量,并增加植被覆盖度以区分土壤散射和植被覆盖地表的散射,基于高分一号和Radarsat 2卫星数据获取了杨凌农业示范区的土壤水分,均方根误差达到4.3%(体积分含水量)。Huang等(2019f)基于Landsat植被指数获取植被含水量,进而通过水云模型进行植被影响校正,利用AIEM模型反演获得了表层(0—10 cm)土壤水分,与实测数据的相关性达到0.85。可见研究者更多地使用光学观测获取的各类植被指数来校正植被影响,但雷达观测本身对植被变化具有较强的响应,应当引起未来研究者的注意。

受限于被动微波的低空间分辨率以及主动微波反演土壤水分的精度局限,不少研究者基于光学遥感或多源遥感结合的方式来获取研究所需的土壤水分。这包括:(1)基于植被指数—地表温度特征空间方法, Bai等(2019)首先通过融合 Landsat 和 MODIS 数据获取了 30 m 空间分辨率的地表温度产品,随后利用植被指数—地表温度特征空间方法获取了我国华北地区异质性农田地表的 30 m 空间分辨率的土壤水分产品,并发现其相比原有基于 MODIS 数据的土壤水分产品均方根误差减小了 1%,提升了基于光学遥感手段的土壤水分产品质量。Yang 和 Zhang(2019e)则基于 MODIS 数据进一步讨论了植被指数—地表温度特征空间中“干边”的确定方法。(2)统计反演方法, Luo等(2019b)分析了植被类型、土壤属性、地形因子等控制因素对土壤水分空间变异的影响,发现植被类型能够解释 35.7% 的土壤水分变化,并由此基于光学遥感数据(植被指数等)和无人机获取的地形因子等变量构建了中国西南部喀斯特山区的土壤水分统计反演模型。Wu等(2019b)基于 MODIS 获取的反照率和植被覆盖度构建统计模型反演了我国西北部青海湖流域土壤水分。(3)机器学习方法, Ge等(2019)结合无人机平台获取的高光谱影像,使用机器学习方法获取了新疆地区阜康市的农田土壤水分含量,该地区为农业节水灌溉的典型示范区。结合 SMOS 亮温及土壤水分产品, MODIS 获取的地表温度、植被指数、蒸散发等产品, TRMM 降水信息以及本地的地形和土壤属性等多源数据,利用机器学习方法构建了美国奥克拉荷马州 500 m 分辨率的多层(5 cm、25 cm 和 60 cm)土壤水分反演模型。Chen等(2019i)同样基于机器学习的方法,利用 AMSR-E 土壤水分以及相应的植被、温度、蒸散发、地表覆盖、高程等环境变量获取了长江中下游地区的土壤水分信息。

此外, GNSS-R 作为一种新型遥感手段,包括地基、空基和星载方式在土壤水分反演方面展现出较强的应用潜力。Yin等(2019a)分析了西班牙开展的 GNSS-R 和微波辐射计对比观测地基试验,并基于神经网络模型进行了土壤水分反演,甚至发现 GNSS-R 获取的土壤水分在相关性和均方根误差上均优于 L 波段微波辐射计。Jia等(2019a)利用机器学习方法构建了 GNSS-R 数据的

土壤水分反演模型。

土壤水分遥感信息通过作为模式初始条件、参数率定和数据同化等方式可以提升模式的模拟能力,进而满足气象、农业、水利等行业的业务需求。Gu等(2019)将 CMIP5 (Coupled Model Inter-comparison Project Phase)、ISI-MIP (Inter-Sectoral Impact Model Inter-comparison Project)、GLDAS (Global Land Data Assimilation System) 等模式模拟和再分析数据中土壤水分与卫星遥感的土壤水分产品(ESAClimate Change Initiative)进行了系统性的对比分析,发现以上基于模式的土壤水分在空间格局上与卫星产品存在较强的一致性,但在绝对值方面模式数据仍然存在着不同程度的偏差。SMAP 获取的水分亏缺指数可以用以湘江流域农业干旱的监测(Zhu等, 2019)。也有研究表明,基于当前哨兵 1 号的雷达观测和哨兵 2 号的光学观测分别获取农作物地区的土壤水分和植被状况(NDVI 或 LAI),结合作物生长模型和数据同化方法,能够显著提升农作物的产量估计(Pan等, 2019a; Zhuo等, 2019)。

鉴于土壤水分在科学研究和行业应用中的重要作用,欧空局和美国航天局均发展了土壤水分专题探测卫星计划,中国学者近年来也在不遗余力地推进以土壤水分探测为首要目标之一的相关卫星计划,这包括空间科学先导专项中论证的全球水循环卫星计划(Shi, 2014)以及民用空间基础设施部署的陆地水资源卫星任务(Zhao等, 2020)。

#### 4.16 雪水当量

雪水当量(积雪深度与密度之积)是地球系统中一个非常重要的变量,全面和准确掌握雪水当量对于气象、水文、水资源、水循环和全球变化研究都具有非常重要的意义(Shi等, 2016)。遥感作为可用于大尺度监测地球表面的新手段,克服了传统积雪参数点测量的不足,把传统的“点”测量方法获取得有限代表性的信息扩展为“面”信息,这使我们真正地对地表参数进行定量分析成为可能。由于微波信号对地面积雪层的穿透能力,使得微波遥感可以用于雪水当量信息的监测。此外,微波传感器在大气中的高透过率,克服了可见光近红外遥感的大气效应以及云对积雪的混淆作用。

被动微波遥感中,当地表出现积雪时,土壤



表面和积雪内部的微波发射能量会被散射和衰减, 因此被动微波传感器接收到的亮度温度包含积雪信息, 如积雪密度、温度、深度、粒径以及粒径分布等 (Armstrong 等, 1993)。Yang 等 (2019c) 通过验证国际上的雪深业务化算法, 发现全球算法在中国存在严重的高估, 而针对中国发展的 WestDC (Che 等, 2008) 和 FY 算法 (Jiang 等, 2014) 则在深雪区存在一定的低估。为了提高中国区雪水当量反演的精度, 通过分区的方法发展了区域雪深反演算法, 并成功应用在中国第二代气象卫星 FY-3D 业务化产品生产。但是由于星载辐射计的低空间分辨率, 只能在大尺度的均匀地表状况下应用, 对于山区等地形起伏地区, 则需要更高空间分辨率的雪水当量数据。为了解决被动微波遥感地空间分辨率带来的不确定性问题, Wang 等 (2019p) 针对青藏高原雪深高估现象, 结合地理辅助数据 (位置, 高程)、光学遥感积雪日数 (MODIS) 和被动微波遥感亮温 (AMSR2) 发展了多因子的空间降尺度统计模型, 其空间分辨率由原来的 10 km 降尺度为 500 m, 且产品精度 RMSE 由 4 cm 提高到 2 cm。

雪深的时空变化对全球变暖具有一定的指示作用。Huang 等 (2019g) 基于气象站观测值分析了 1952 年—2012 年的中国 3 大稳定积雪区的雪深变化, 结果显示中国整体雪深有增加的趋势, 最大雪深往往出现在青藏高原地区, 而平均雪深则在我国东北地区最大。该研究不仅提供了客观的雪深趋势变化, 同时也为探究中国 3 大稳定积雪区积雪成因与气象因子的关系提供了科学依据。

随着机器学习方法的多样化和在雪深估算方面出色的表现, Xiao 等 (2018, 2019) 提出了运用支持向量回归 SVR (Support Vector Regression) 发展了雪深与地理位置 (经纬度)、地形 (DEM)、地表覆盖类型 (MCD12Q1) 和被动微波亮温 (brightness temperature) 的非线性反演模型, 结果表明该方法能够降低微波信号饱和效应的现象, 提高深雪区的雪深反演精度。目前已经利用该模型生产了北半球 1992 年—2016 年的雪深产品, 其分析表明北半球逐年雪水当量存在明显的降低趋势 ( $\approx 19.72 \text{ km}^3 \cdot \text{a}^{-1}$ , 减少 13%)。Yang 等 (2019d) 运用随机森林 (Random Forest) 机器学习方法, 结合地理辅助数据和卫星亮温数据发展了中国地区逐像元动态雪深反演算法, 并利用该算法重建

了 1987 年—2019 年的雪深产品, 其气象站点验证结果表明相对静态算法精度得到明显的提高, RMSE 由原来的 8.4 cm 降低到 4.7 cm。

GNSS 是一种新的雪深反演方法, 其原理利用了直接信号和地面反射的噪音信号。中国学者初步利用地基 GPS 进行了雪深观测, 发现其雪深反演精度较高。例如王力福等 (2019) 比较了地基 GPS 提取雪深与实测值, 其精度优于 3 cm。黄良珂等 (2019) 研究发现利用地基 GPS 新型的 L5 反射信号反演地表雪深的精度优于传统的 L1 和 L2 信号。Yu 等 (2019c) 结合 GNSS 双频信号的伪距和载波相位发展雪深反演算法。该方法建立雪深和组合信息 (地基 GNSS 接收机的反射信号振幅衰减因子, 多路径引起的载波相位误差和伪距误差组合信号) 时间序列之间的关系, 与几何无关并且不受电离层延迟的影响, 同时也初步验证了星载 GNSS 在雪深反演领域的潜力。Yu 等 (2019b) 对比了两种利用 GNSS-R (Global Navigation Satellite System) 载波相位和伪距的雪深反演算法, 其中一种是利用 GNSS 双频段信号的载波相位的结合, 另一种方法是利用单频信号载波相位和伪距的结合, 验证结果表明利用单频信号载波相位和伪距结合的方法精度高于另一种方法。地基 GNSS 具有全天候、高精度、高时间分辨率、高自动化、低成本等优点, 成为积雪遥感探测手段的有效补充。同时星载 GNSS 也已经被验证在可以进行大尺度的雪深观测, 这将为雪深反演算法改进和物理模型的发展提供保障, 从而促进定量遥感的发展。

利用雷达观测反演雪水当量研究始于 SIR-C/XSAR, 多个地面测量实验证实了不同的雷达后向散射系数与雪水当量 (SWE) 之间的关系 (Shi 和 Dozier, 2000a, 2000b)。为了在时间和空间上可满足全球雪水当量, Shi 等 (2014) 提出一项旨在进行全球水循环要素综合观测的卫星计划 (WCOM)。在发展雪水当量算法方面, 主要利用 X 和 Ku 波段双频率多极化散射计, 辅助利用 L, Ku 和 Ka 波段辐射计, 实现高时空分辨率雪水当量全球观测。Cui 等 (2016) 针对 WCOM 卫星设计特点, 基于 Bicontinuous-VRT 模型模拟的 X 和 Ku 波段数据库发展主动微波雪水当量反演算法, 利用实测数据对反演结果进行了验证, 表明使用本算法估算的雪水当量值分别为在 2009 年—2010 年冬季的均方根误差 (RMSE) 为 16.59 mm, 在 2010 年—

2011年的冬季为19.70 mm。

#### 4.17 积雪面积

积雪是一个极其活跃的地球系统变量,是全球气候变化的重要指示器,以高反照率、高冷储、巨大相变潜热和显著的温室气体源汇作用与地球表层能量平衡、大气循环、水循环、碳氮循环等有着重要的联系和明显的反馈作用。通过定量遥感技术获取积雪信息是实现积雪变化监测、评估积雪对气候变化响应和进行积雪水文研究的主要手段。2019年中国学者围绕积雪的研究主要集中在积雪数据产品的改进与算法开发、积雪产品的精度评估和热点区域积雪产品的应用与分析等方面。

(1) 积雪数据产品的改进与算法开发: 现阶段,积雪产品的研发主要有光学和微波两种数据源。积雪在波长为0.5  $\mu\text{m}$ 左右的可见光VIS (Visible Spectroscopy) 波段有较高的反射率,而在1.6  $\mu\text{m}$ 左右的短波红外SWIR (Shortwave Infrared) 波段有较强的吸收特征,反射率较低;大部分云在VIS波段有较高的反射率,在SWIR波段反射率依然很高。因此,通过归一化积雪指数NDSI (Normalized Difference Snow Index) 计算VIS与SWIR波段的差值可以较好的识别光学遥感数据中的积雪信息,这是利用光学遥感技术进行积雪制图的物理基础(Hall等,1995;陈晓娜等,2010)。但是,积雪和云在可见光波段的光谱特性非常相似,基于光学遥感技术研发的积雪产品往往因太阳辐射不足和云层遮掩而存在大量的空缺值,在具体应用中存在一定的困难。基于上述问题,Li等(2019h)对中分辨率成像光谱仪(MODIS)积雪数据的去云方法进行了梳理,并归结为空间滤波、时间滤波、时空滤波和多源数据融合等4类方法;Hou等(2019)则基于机器学习,利用非局部时空滤波的方法对MODIS积雪覆盖丰度数据进行空缺值填充,总体精度达93.72%,极大的提高了MODIS积雪数据的可用性;Li等(2019j)将MODIS和交互式多传感器冰雪测绘系统(IMS)积雪产品进行了时空融合,生成了时空完整的天山地区积雪覆盖影像,融合后积雪产品的总体精度达88.2%,满足了天山地区积雪研究的需要。与光学遥感技术相比,微波遥感具有全天时和全天候的特点,能够穿云透雾,不

依赖太阳辐射,可以弥补光学遥感数据存在的空缺值(李新和车涛,2007;施建成等,2016),可以为光学数据提供有效补充。在微波积雪产品方面,Yang等(2019d)研究发现SSM/I与SSMIS之间的不一致性对中国积雪的识别影响巨大,以2007年1月—2008年12月为例,两者的不一致导致的中国积雪覆盖面积差异达 $25 \times 10^4 \text{ km}^2$ ,这为减少SSM/I和SSMIS积雪产品之间的差异提供了思路。此外,在国产卫星应用方面,Zhang等(2019o)利用实测积雪深度作为约束条件,对风云三号卫星在东北地区的积雪覆盖丰度反演进行优化,为国产卫星在积雪遥感中的应用提供了范例。此外,新一代静止卫星由于具备极轨卫星的可见光和短波红外波段,在积雪信息的提取具有很大潜力。Wang等(2019b)基于Himawari-8 AHI发展了动态指数的积雪覆盖度算法,该算法考虑了裸土与植被背景下积雪覆盖度与积雪指数之间的不同关系。利用Landsat 8验证Himawari-8积雪覆盖度算法在2—4 km的均方根误差为0.156—0.115;其积雪覆盖度监测精度在2 km尺度上与MODIS相当。Himawari-8 AHI 10 min高时相观测,能有效减少云对积雪信息提取的影响。

(2) 积雪产品的精度验证: 由于积雪自身特性(颗粒、新旧、含水量等)和积雪分布的高度空间异质性,积雪产品的验证一直伴随着积雪定量遥感的发展。随着MODIS C6版本积雪产品的发布,2019年中国学者对积雪产品的验证主要集中在MODIS数据上。Zhang等(2019d)利用站点积雪深度数据评估了MODIS C6产品在我国的应用效果,发现与C5版本的NDSI阈值相比,0.1更适合中国地区的积雪识别。但是,Zhang等(2019d)同时指出MODIS C6版本生产用到的温度窗口在中国地区存在问题,需要进一步调整优化;高扬等(2019)则基于不同土地覆盖类型,对青藏高原的积雪判别进行优化和验证,发现草地和稀疏植被积雪识别的最优的NDSI阈值分别为0.33和0.40,而其他下垫面积雪识别的最优NDSI阈值为0.47。Hao等(2019d)利用Landsat 8对国际上的3个主要的MODIS积雪覆盖度产品(MODSCAG)(Painter等,2009),MOD10A1(Salomonsen和Appel,2004),MODAGE(施建成,2012)在青藏高原的表现进行了系统评估,发现基于混合像元分解算法的MODSCAG与

MODAGE 高于半经验算法的 MOD10A1 产品精度。同时, 该研究利用国产卫星 GF-2 (3 m) 对 Landsat 8 的积雪覆盖度进行了验证, 以保证 Landsat 8 作为真值进行 MODIS 积雪产品验证与比较的可行性。

(3) 热点区域积雪产品的应用与分析: 青藏高原积雪具有特殊的自然属性, 是“亚洲水塔”的重要组成部分, 其空间分布特征与变化不仅是天气和气候变化的产物, 也会对全球和区域变化产生显著的影响 (车涛等, 2019)。在第2次青藏高原综合科学考察研究项目的带动下, 2019年度中国学者对积雪产品的应用分析集中在青藏高原地区。如 Li 等 (2019f) 等利用 IMS 积雪遥感数据对青藏高原积雪的季节性变化进行了研究, 认为积雪的季节内变化解释了青藏高原积雪累积期 50% 以上的积雪变化。Jiang 等 (2019b) 利用风云三号、MODIS 和 IMS 等多源卫星数据对 2006 年—2017 年青藏高原积雪面积变化和不确定性进行评估, 发现与 MODIS 积雪数据相比, IMS 计算得到的积雪丰度值最大, 相应的积雪变化也最显著。除青藏高原外, 欧亚大陆也是我国学者去年关注的热点区域。例如, Wang 等 (2019i) 发现欧亚大陆积雪与欧亚大陆东部春季气温之间的年际变化显著相关。Zhang 等 (2019q) 讨论了欧亚春季积雪与印度夏季季风性降水之间的关系, 并发现两者之间的关系呈弱化趋势。Song 和 Wu (2019) 剖析了西伯利亚西部积雪的季节内变化及其与大气环流间的相互关系, 并证明大气环流对西伯利亚西部积雪的影响长达 9—30 d。

#### 4.18 蒸散发

蒸散发 ET (Evapotranspiration) 指通过土壤—空气、水—空气和植被—空气界面进入到大气中的水量, 包括土壤、水体和植被表面截留的蒸发和植被蒸腾。它是整个生物圈、大气圈和水圈中水分循环和能量传输的重要控制因素, 是地球系统物质循环 (水、能量和生物化学循环) 的核心, 影响着陆地表面降水和辐射能量的重新分配, 是极其重要的水循环要素过程。自 1802 年 Dalton 基于饱和水汽压差提出了平静水面的蒸发公式以来, 国内外学者从不同的角度对地表蒸散发的获取进行了深入的研究 (Wang 和 Dickinson, 2012)。

2019 年中国学者围绕地表蒸散发的研究主要集中在遥感估算算法的发展与改进、数据集的研发与评估以及热点区域的应用与分析等方面。

(1) 蒸散发遥感算法发展与改进: 遥感技术被认为是高时效、高精度获取地球表面区域或全球尺度蒸散发最有效的方法。目前已经发展了众多遥感估算地表蒸散发的方法, 主要可以分为基于地表能量平衡的物理模型、经验统计算法、Penman-Monteith 算法、遥感三角形/梯形方法和数据同化方法 5 类, 但是这些方法都还存在很大的不确定性, 遥感算法的发展与改进一直是蒸散发研究的热点与前沿问题之一。Chen 等 (2019j) 认为地表能量平衡模型 (SEBS) (Chen 等, 2013) 的不确定性可以归因于 5 个关键参数 (叶片阻抗系数, 叶片传热系数, 土壤粗糙度长度以及用于地表热量计算的两个参数)。采用人工智能粒子群优化 (PSO) 算法在 27 个通量塔尺度上对这五个关键参数进行校准后, 进一步估算了全球蒸散发, 更新后的模型显著改善了 SEBS 模型对全球蒸散发高估的问题。Wang 等 (2019l) 采用双源能量平衡模型 (TSEB) 估算黑河流域绿洲中的蒸散发, 对两种土壤温度和植被冠层温度的分解方法进行了讨论: 一种是基于冠层温度与定向辐射温度之间的简单线性关系, 另一种是基于 Priestley-Taylor 公式估算土壤潜热通量, 然后利用土壤潜热通量估算土壤温度。两种温度分解方法相比, 基于 Priestley-Taylor 公式获得土壤温度的方法使双源模型 (TSEB) 对地表蒸散发的估算更为准确, 可靠性和精度得到了提高。Gan 等 (2019) 采用互补概念和土壤表面温度改进了 TSEB 模型, 改进后的模型不需要输入土壤水分, 估算出的植被蒸腾与植被总初级生产力高度相关。Jiang 等 (2019d) 在传统梯形模型的基础上, 使用基于端元的土壤—植被能量分配模型 (ESVEP) 在 3 个 AmeriFlux 站点上估算了土壤蒸发和植被蒸腾, 与传统梯形模型相比, ESVEP 获得了更高的估算精度。Yu 等 (2019a) 为了改善双源 ET 模型在缺乏气象观测的非均质地区的估算效果, 通过将混合双源模型和梯形模型 (HTEM) 与简单大气边界层模型 (ABL) 相结合, 在没有辅助空气温度观测的情况下, 提出了一种称为 HTEM-ABL 的新模型。验证

结果表明, HTEM-ABL模型可以很好的应用于华北大型灌区的ET估算, 与原始的HTEM模型相比, HTEM-ABL模型精度更高并且对地表温度的敏感性更低。

然而, 基于遥感算法得到的地表蒸散发一般为瞬时值, 无法满足实际应用中即日尺度甚至更长时间尺度蒸散发的要求, 而精确的日尺度的蒸散发估算能够为流域水资源管理、水文循环研究及农业灌溉用水决策提供重要指导(Tang等, 2013)。目前, 国内外基于遥感估算瞬时蒸散发进行日尺度扩展的研究主要有两大类, 分别是扩展因子法(包括蒸发比不变法、解耦因子不变法、辐射能量比不变法、参考蒸发比不变法、地表阻抗不变法等)和数据同化法(王桐等, 2019)。Tang等(2019)采用解耦因子不变法和参考蒸发比不变法扩展瞬时值估算日尺度蒸散发, 与通过气象数据输入直接获得每日蒸散发相比, 这两种日尺度扩展方法的估算结果与华北平原禹城站的涡动观测数据具有更好的一致性, 并且认为这两种扩展方法的性能没有显著差异。Jiang等(2019c)为了评估云量对辐射能量比不变法外推瞬时蒸散发到日尺度蒸散发的影响, 对比了在华北平原禹城站晴空、部分多云和假定晴空的条件下, 辐射能量比不变法对瞬时蒸散发时间尺度外推情况下的云效应。结果表明了晴空条件下的估算偏差最小, 部分多云条件下的估算偏差较大并且有严重的低估现象。

(2) 蒸散发数据集研发与评价: 目前, 基于遥感算法、机器学习模型、陆面过程同化、大气再分析资料等已经生产了多种全球/区域蒸散发产品, 但是这些区域性产品仍然存在一些来自模型结构缺陷、模型参数误差、输入数据误差和时空尺度不匹配等因素的不确定性。因此, 为了提升蒸散发产品在模型开发, 全球气候变化和水资源管理中的可应用性, 目前围绕全球/区域蒸散发产品的综合评估开展了诸多研究。Yao等(2019b)提出了3种土壤湿度约束(土壤水分、相对湿度、气温日较差)参数化的ET模型, 生产了中国西北地区黑河流域蒸散发数据集, 并对数据集进行了评价。Xu等(2019a)采用多尺度卡尔曼滤波(MKF)的方法对Landsat和MODIS的潜热通量遥

感产品进行了融合, 在不同尺度上降低了两种产品的不一致性和不确定性。Xu等(2019d)在美国大陆对12种蒸散发产品在站点尺度、流域尺度和相对不确定性3方面进行了评估和不确定性分析, 这些产品包括1种基于机型学习的产品(GFET), 3种遥感蒸散发产品(SSEBop, MOD16和GLEAM)和8种基于陆面过程模型的产品(NLDAS-2 (Mosaic, Noah28, SAC, VIC403)和NLDAS-3 (CLSM25, Noah36, NoahMP36, VIC412))。结果表明, 与AmeriFlux观测值相比, 这些产品都能捕获蒸散发的季节变化, 但仍然表现出不同程度的不确定性。针对蒸散发产品的不确定性, 很多学者开展了对现有产品和算法优化改进的研究。Zhang等(2019g)基于全球175个通量塔的观测数据, 采用Sobol敏感性分析确定了MOD16产品算法的8个关键参数, 使用微分进化马尔可夫链(DE-MC)方法估算了不同生物群落的关键参数值, 对MOD16算法进行了优化, 优化后的蒸散发产品与其他产品在多个空间尺度上进行了比较, 获得了更可靠的蒸散发估算。Tan等(2019b)为了更准确地获取张掖绿洲整个生长季的地表蒸散发, 基于Jarvis模型提出了一种降尺度策略, 将ETWatch数据的空间分辨率从1 km降低到30 m。降尺度后的蒸散发产品很好的反映了张掖绿洲植被的生长过程, 为水资源管理提供了可靠的数据。Zheng等(2019a)为了减少ETMonitor受云影响产生的时空连续性的限制, 提出了一种土壤水分胁迫指数(SMSI), 通过将晴空SMSI插值到阴天获取了所有天空条件下泰国东北部时空连续的蒸散发。

(3) 热点区域蒸散发产品应用与分析: 受地理环境和气候因素的影响, 热点区域蒸散发产品的应用与分析也是2019年学者们研究的热门领域之一。Niu等(2019)为了研究植被蒸腾与陆地蒸散发总量的比率(T/ET)对中国气候和环境因素的响应, 采用PT-JPL模型结合多变量观测数据, 量化了多个因素对T/ET趋势的贡献, 发现绿化和变暖是中国T/ET增长的最可能原因。黑河流域作为西北地区干旱气候的代表, 自2007年以来陆续开展了大量综合观测实验, 多尺度的观测数据为学者们提供了丰富的研究基础。Cheng等

(2019a) 基于超高分辨率 (8 m) 机载热红外数据使用 TSEB 模型对黑河流域的蒸散发进行了估算, 并与 ASTER 数据 (90 m) 在 TSEB 模型中得到的 ET 进行了对比, 探讨了超高分辨率蒸散发在更准确地确定土地覆盖对农业用水的影响方面的潜在效用。焦丹丹等 (2019) 基于 Landsat 8 和资源三号影像利用 SEBS 模型对黑河流域中游荒漠绿洲区域的蒸散发进行了估算, 并分析了不同土地覆盖类型对蒸散发空间分布的影响。除遥感模型外, 黑河流域也开展了大量同化及过程模型在应用方面的研究。Zou 等 (2019b) 使用 SWAT 模型模拟了黑河流域 2021 年—2050 年的总蒸散发量, 并使用 12 个案例场景来研究不同气候变化和人类活动对总蒸散发的影响。Xu 等 (2019e) 利用叶面指数 (LAI) 或表观热惯量 (ATI) 对蒸发比 (EF) 进行了参数化, 结合 MODIS 地表温度数据使用变异数据同化模型 (VDA) 在黑河流域开展了湍流通量的估算与应用研究。Chen 等 (2019l) 使用土地气候观测生态同化模型 (EALCO) 以及精细的土地覆盖数据量化了 2000 年—2015 年黑河流域由于土地覆盖变化引起的蒸散发变化, 研究发现土地覆盖变化尤其是灌溉农业的绿洲扩张引起的 ET 增加, 加剧了黑河流域的水危机, 并恶化了下游生态系统的健康。除了在黑河流域, 其他热点区域也开展了一系列蒸散发应用与分析的相关研究。Yang 等 (2019i) 利用 Penman 模型计算了西北祁连山的潜在蒸发 (PET), 发现研究区内的 PET 表现出明显的海拔梯度, 敏感性分析表明, 该区域的 PET 对净辐射最敏感, 其次是相对湿度的观点一致, 认为在高寒草原地区, 蒸发主要受水气压和净辐射的影响。Bei 等 (2019) 对三江源地区 1982 年—2015 年间的气象因子、植被指数和蒸散发进行了时空动态分析, 认为三江源西北干旱地区的 ET 主要受土壤水分和降水的控制, 东南潮湿地区主要受温度和相对湿度的影响, 灌溉等土地管理活动对蒸散发的时空变化也具有不可忽视的影响。Ma 等 (2019b) 利用 Penman-Monteith 模型获得的实际蒸发研究了黄土高原地区的水资源波动。利用统计方法探索了实际蒸发与气候因素和植被变化之间的关系。他们认为在黄土高原地区, 风速和植被覆盖度对实际蒸发的影响最大, 温度

的影响最小, 并且该地区的耗水量与植被变化是一致的。

在蒸散发的应用与分析中, 对于干旱的关注也成为研究热点。Lu 等 (2019) 基于 Penman-Monteith 模型结合标准化降水蒸散指数 (SPEI-PM), 对未来 3 种气候情景 (RCP 2.6, RCP 4.5 和 RCP 8.5) 下的全球干旱倾向进行了评估, 利用 Mann-Kendall (MK) 趋势检验和经验正交函数 (EOF) 分析来评估未来全球干旱的时空分布和演变特征, 利用作物参考蒸散量评估了全球干旱对农业用水的潜在影响。结果表明, 在 3 种气候方案中, 非洲、北美、南美和大洋洲出现了严重干旱的趋势。EOF 分析表明, RCP 8.5 情境中南美和非洲的部分地区将面临加剧的干旱。未来, 主要粮食生产国将面临严重的干旱威胁, 这将对区域农业用水构成巨大挑战。为了更好的开展干旱监测研究, Zhang 等 (2019i) 在中国东北地区对遥感蒸散干旱指数进行了评估, 发现标准蒸散干旱指数 (sEDI) 表征出的干旱情况, 与历史干旱事件和年际粮食作物单产非常吻合, 可作为有效的干旱监测指标。研究发现, 从 1982 年—2015 年, 东北地区有 56.5 % 的干旱呈上升趋势, 主要集中在西部; 由于水资源管理的改善, 东北地区有 14.4 % 的区域呈明显的湿润趋势, 主要集中在农田地区。

#### 4.19 地表与地下水量

地表和地下水储量是水资源管理和陆地水循环研究的重要参数, 与人类的生产生活息息相关 (Frappart 等, 2005)。实时、准确地掌握地表与地下蓄水量及其变化规律, 有助于全面理解陆地水循环过程和区域可持续发展 (Calmant 等, 2008; Zhou 等, 2015)。对于地表和地下水储量的认识, 传统的方法大多是基于地面水文站点观测或水文模型模拟来实现的。由于水文站点分布的有限性以及模型参数设置的不确定性, 传统的方法很难在较大时空范围内开展。

随着不同空间分辨率的光学、雷达及重力卫星数据的相继出现, 给动态监测全球和区域内的地表、地下水量带来了新的契机 (Gao 等, 2012)。本节主要着眼于国内研究人员在 2019 年度开展的有关地表、地下水量遥感估算及应用方面的研究工作, 简要评述相关工作所取得的研究进

展，并展望未来在该方向上需要解决的问题及面临的挑战。

#### 4.19.1 地表水量

地表水量是指地球表面以液态形式存在的水体（包括江河、湖泊、水库、湿地及洪泛平原等区域）的总量。水体面积和水位是衡量地表水量多少的最重要的物理指标，目前同时也是用于估算地表水量及其变化的数据基础（Smith和Pavelsky，2009）。基于遥感技术获得水体面积及水位，结合区域DEM数据，可以简便地计算出地表的绝对蓄水量。在实际研究中，由于DEM获取相对困难，使得计算地表绝对水量的大小受到了一定的限制。因此，地表水量的变化成为目前遥感监测所关注的主要内容（刘元波等，2016）。譬如，对于青藏高原地区而言，该区域湖泊众多且分布广泛，其水量变化对气候变化响应非常敏感，并深刻地影响着地表与大气的水分与能量交换。尽管目前对青藏高原湖泊水量变化研究已经取得一些认识，但由于受到数据源的限制，例如测深数据缺乏，卫星测高数据（例如，ICESat和Cryosat-1等）覆盖不全等，仍然限制了对整个青藏高原长时间尺度且全覆盖的湖泊水量变化研究。（Qiao等，2019a，2019b）结合Landsat影像和SRTM估算了1976年—1990年、1990年—2000年、2000年—2005年和2005年—2013年4个时段内共317个湖泊的水量变化，为青藏高原地区水量平衡研究提供了重要的参考（朱立平等，2019）。

不管是相对水量还是绝对水量，水体面积和水位的遥感提取，一直是监测地表水量变化的首要研究内容（Gao，2015）。对于水体面积而言，作为地表水体最直观的水文变量，一直以来都是人们进行遥感监测的首要对象。目前基于遥感数据提取水体信息的方法已相对成熟。相关方面的研究中，Luo等（2019a）基于淹没频率与湖泊面积的关系，提出了一种重构长时序、高频湖泊面积与水量变化序列的方法。由于成像原理的不同和技术条件的限制，任何单一传感器的探测性能都存在着自身的优势和不足。譬如，高分辨率光学影像虽然能够实现陆地水体的精确提取，但是由于较窄的扫描范围、较长时间的重访周期以及受到云雨等条件的影响，无法实现陆地水体的常

规动态监测（Smith，1997）。中低分辨率光学影像具有较高的时间分辨率，能够应用于中等尺度的水面常规监测中，但是空间分辨率相对较低，对于小面积的水体其提取的总体误差达6%—13%（Bryant和Rainey，2002）。主动微波遥感影像虽然能够穿透云雨，但是很容易受到水面上风及挺水植被等粗糙地表特征的影响。被动式微波的空间分辨率往往较低，与实际需求之间存在较大的差距。融合多传感器数据来监测地表水体的长时序变化，已成为水文遥感发展的新趋势。在这方面研究中，Zeng等（2020）为了克服遥感影像时空分辨率的限制，基于MEaSURES亮温数据（1 d，3 km）和Sentinel-1的SAR数据（12 d，10 m），提出了一种联合主动微波和被动微波实现高频、准确监测水面淹没信息的新方法，并将该方法成功应用于了2016年湖北省武汉市的洪水监测中。此外，Zheng等（2019c）基于FY-3微波辐射成像仪和光谱仪数据，结合中低分辨率MODIS以及中高分辨率Radarsat和Landsat/TM影像，构建了一种实时精确识别洪水淹没信息的方法。多传感器海量卫星数据的联合使用，会带来前所未有的数据存储与处理能力的需求，仅在本地平台存储、管理和分析这些遥感数据的传统方式已经较难满足当前要求。谷歌地球引擎GEE（Google Earth Engine）借助谷歌公司强大的计算资源与海量在线数据，目前已成为地表水量长期监测研究的重要工具。借助该平台，研究人员可以大大扩展自身原有研究的覆盖范围，提供国家乃至全球尺度的研究成果。譬如，Fang等（2019）利用GEE平台融合全球水面数据集和SRTM数字高程数据，评估了过去30年中国湖泊和水库的水量变化（Fang等，2019）；Zhou等（2019j）基于GEE平台所处理的Landsat系列影像研究了蒙古高原1991年—2017年的湖泊水量的动态变化；Deng等（2019b）基于谷歌地球引擎强大的云处理平台，采用水体多指数检测方法，对长江流域地表水长期变化过程进行了研究；此外，Wang等（2019q）基于GEE研究了中国鄱阳湖1988年—2016年来的水面时空变化。

对于水位遥感监测而言，随着ERS-1/2、TOPEX/Poseidon（T/P）、GFO等卫星计划的顺利实

施,目前卫星测高技术已经在水位测量和估算中显示出了越来越重要的潜力。尤其是对于环境条件恶劣的偏远地区,在地表布设水文站点进行水位监测较为困难,卫星测高技术在这些地区就显示出了较大的优势。当前国内研究人员在这方面的研究主要集中高亚洲地区、中国青藏高原、新疆等无资料区域的地表水位监测研究。譬如,Zhang等(2019a)基于ICESat(2003年—2009年)和2018年最新发射的ICESat-2激光测高卫星数据,结合Landsat系列卫星影像,研究了2003年—2018年青藏高原地区62个湖泊的水位和水量的变化,评估了ICESat-2测高数据在青藏湖泊水量估算中的可靠性;吴红波(2019)利用2002年—2015年多源星载雷达测高资料,结合湖泊水位观测数据,对星载雷达测高数据提取的博斯腾湖湖面瞬时水位估计值进行对比与分析,同时根据遥感获取的湖泊面积与水位、水量与水位的关系式,构建了面积—水位—水量波动时变序列,并探讨湖泊水位和水量变化的年际特征;陈军等(2019)通过融合卫星雷达测高(T/P、RA-2和Hydroweb)与光学遥感数据成功监测了阿牙克库木湖的水量变化。近年来,Cryosat-2、Sentinel-3以及SARAL/AltiKa、天宫二号等新型高度计的陆续发射,开拓了卫星测高的新时代,这些高度计具有更小的“脚印”范围和更快的采样频率,为有效监测中小型季节性湖泊的水位变化迎来了新的机遇。譬如,发射的天宫二号高度计是继美国NASA奋进号航天干涉SAR、欧空局测冰卫星Cryosat-2的SIRAL之后国际上第3个星载双天线干涉雷达,同时也是国际上第一个突破传统星载高度计只能进行星下点沿飞行方向一维线观测、刈幅只有数公里的局限,绝对测量精度达到分米级的宽刈幅雷达高度计(刘康等,2019)。这方面的研究中,廖静娟等(2020)利用天宫二号测高数据估算了青藏高原9个湖泊的水位变化,研究结果表明相较于Cryosat-2测高数据,天宫二号InIRA获取的水位数据更加稳定、精度更高;Huang等(2019e)首次论证了Sentinel-3A卫星测高数据用于雅鲁藏布江水位监测中的可靠性。

在地表水量的遥感数据集研制方面,Zhang等(2019c)基于历史地形图和长时间序列的

Landsat遥感卫星影像(>3831景),利用半自动水体提取算法,并经人工目视检查和修正,完成了中国过去50多年来多期详细的湖泊编目(>1 km<sup>2</sup>),并分析了不同区域湖泊数量与面积的变化特征;廖静娟等(2020)利用ENVISAT/RA-2、Jason-2和Cryosat-2/SIRAL等多源雷达高度计的GDR(Geophysical Data Record)数据,获取了87个高亚洲湖泊2002年—2017年的水位变化,构成了基于多源雷达高度计数据的高亚洲湖泊水位变化数据集,为开展高亚洲地区的区域环境变化和水资源管理提供数据支持;Li等(2019i)运用传统测高雷达/激光雷达卫星数据基础上,探索了光学卫星影像用于湖泊水位、水量监测的新途径。他们借助谷歌地球引擎(Google Earth Engine)识别光学遥感影像中湖泊的岸线变化,并将其转换为湖泊水位变化信息,再结合湖泊面积转化为水量变化信息,从而将缺乏测高卫星数据的大、中型湖泊水位、水量变化数据的时间分辨率由年尺度、季尺度提升到月或旬尺度。在此基础上,构建了青藏高原湖泊2000年—2017年水位及水量变化的数据集,为数据资料缺乏地区地表水量的遥感估算提供了技术参考。

#### 4.19.2 地下水量

自2002年3月,重力探测与气候实验(GRACE)卫星升空以来,GRACE数据已在地下水量的监测中得到了广泛的应用(Chambers等,2004)。该卫星通过提供月尺度的地球重力场变化数据,可以反演得到全球陆地水总储存量的变化,其陆地水总储存量包括地下水、雪地、冰川、地表水和生物水。由此利用GRACE得到的陆地水储存总量减去GLDAS模型中的陆地水储量,就可得到地下水储量的变化(Wahr等,1998)。相关方面的研究工作相对较多,譬如,Hu等(2019c)基于GRACE和GLDAS数据集对中亚区域2003年—2016年的地下水消耗进行了估算;Xie等(2019a)融合GRACE数据和气象数据对黄河流域2003年—2015年的地下水量变化进行了研究;冯贵平等(2019)利用2002年8月—2011年2月的GRACE观测数据估计近10年的月间隔全球陆地水总储存量,扣除了GLDAS水文模型(全球陆地数据同化系统)中的地表水、冰雪和生物水,

得到全球地下水储量时间序列，并分析其季节性和长期变化及其特征；此外，Chen等（2019b）联合GRACE卫星数据和陆表模型对松花河流域2003年—2013年际的地下水量变化进行了估算；Huang等（2019i）基于GRACE TWS数据，结合WaterGAP模型模拟的地表水量和土壤水量，研究了2003年—2013年中国西南喀斯特地区地下水量的变化。

然而，GRACE卫星在估算地下水量方面还存在着一些问题。一方面，由于GRACE重力卫星提供的是月尺度重力场数据，并且卫星时变重力场的空间分辨率较低，只能确定上千公里及以上尺度区域的水储量变化，其探测信号对20万km<sup>2</sup>以下的小区域或流域并不敏感（Han等，2005）。Wang等（2019g）论证了基于GRACE卫星估算湖库蓄水量变化时在空间分辨率上的挑战，联合使用多源数据将在一定程度上减小GRACE估算的不确定性。另一方面，由于GRACE重力卫星轨道高度、轨道倾角、硬件噪音以及数据处理方法等的局限性，精确估计地下水储量及其变化有待进一步提高，不同的滤波方法会对研究结果产生较大的影响。张青全等（2019）利用不同滤波方法反演了中国西南岩溶区的陆地水储量变化，并对反演结果进行了误差分析和对比验证。此外，虽然2018年发射的GRACE后续卫星GRACE Follow-On将继续对地下水储量进行持续地监测，但是目前的研究数据时间序列还较短，对于过去以来长期地下水量的变化过程尚无法把握。基于这一问题，Yin等（2019c）基于现有GRACE数据重构了过去35年中国北山地区陆地水量（TWS）变化的时序数据集，为长时序地下水量的监测研究提供了借鉴。随着下一代重力卫星计划的发射，仪器测量精度的提高，轨道高度和轨道倾角的优化选取，观测时间的延长，数据处理方法的完善以及地球物理模型的改进，将会得到更高精度的重力场信息，进而反演得到更高分辨率的全球地下水储量信息，对监测全球地下水储量变化具有重要意义。

#### 4.19.3 研究展望

地表与地下水量的遥感估算研究目前表现出了良好的发展势头。从研究情况来看，遥感估算

的地表水量尤其是地下水量精度仍存在很大的不确定性，面临着诸多科学问题的挑战。首先，就地表水量估算而言，精确的DEM数据目前尚难获得。通过国际通力合作，航天飞机雷达地形测量SRTM（the Shuttle Radar Topography Mission）提供了空间分辨率30 m的全球DEM数据。由于SRTM很难探测陆面水体水下地形，因此水下DEM多为空值。缺乏可靠的DEM数据，就很难估算区域的绝对蓄水量；其次，GRACE卫星在估算地下蓄水量上，也存在着一些问题。由于传感器的空间分辨率较低，所以其应用主要限于大的流域，其探测信号对小流域尚不敏感。另外，进行月尺度监测，往往无法探测到洪水事件信息。在某些洪水事件中，大的江河湖泊的蓄水量可能在数日之内便可发生巨大的变化。此外，水域面积和水位的同步监测研究有待加强。目前的高度计主要量测高程，而地表水量的准确估算，需要获取同时刻的水域面积信息。随着近期发射的哨兵三号（Sentinel-3）、天宫二号（TG-2）、GRACE Follow-On以及计划发射的SWOT（Surface Water Ocean Topography）等新型传感器上空，基于卫星遥感的地表、地下水量动态监测，将成为全球变化背景下新的探索方式和学术前沿（Crétaux等，2016）。

## 5 科研项目

为解决原有科技计划体系的重复、分散、封闭、低效等问题，进一步提高财政资金使用效益，中国于2014年部署国家科技计划管理改革，将原有的100多个科技计划整合成国家自然科学基金、国家科技重大专项、国家重点研发计划、技术创新引导专项（基金）、基地和人才专项5大类。其中国家重点研发计划和国家自然科学基金项目涉及遥感项目较多，本文只对这两类项目进展进行阐述。

国家重点研发计划整合了原有的国家重点基础研究发展计划（973计划）、国家高技术研究发展计划（863计划）、国家科技支撑计划、国际科技合作与交流专项，发展改革委、工信部管理的产业技术研究与开发资金，以及有关部门管理的公益性行业科研专项等内容。计划主要针对事关国计民生的农业、能源资源、生态环境、健康等



领域中需要长期演进的重大社会公益性研究,以及事关产业核心竞争力、整体自主创新能力和国家安全的战略性、基础性、前瞻性重大科学问题、重大共性关键技术和产品、重大国际科技合作等。2016年以来实施的国家重点研发计划“地球观测与导航”专项和“全球变化及应对”专项中共计25个与遥感有关的项目,相关信息参见<https://service.most.gov.cn/> [2019-12-18]。

自然科学基金坚持支持基础研究,逐渐形成和发展了由研究项目、人才项目和环境条件项目3大系列组成的资助格局。30多年来,自然科学基金在推动我国自然科学基础研究的发展,促进基础学科建设,发现、培养优秀科技人才等方面取得了巨大成绩。2019年在遥感机理与方法(机理)和遥感信息分析与应用(应用)两个学科共设立201个项目(相关信息参见<http://www.nsf.gov.cn/> [2019-12-18]),其中包括创新研究群体1个,重点项目3个,优秀青年基金项目2个,青年科学基金项目97个,面上项目85个,国际(地区)合作与交流项目3个,以及地区科学基金项目10个。

## 6 学术研讨会与培训班

2019年,中国科学院及各大高校开展了相应的定量遥感暑期培训班、研讨会,以学科前沿热点为主题,邀请业界知名专家学者,讲授定量遥感的“内涵”与“外延”(表1)。武汉大学第一届定量遥感暑期学校对遥感基本的数据处理、主要地表参量的反演方法、遥感在城市、农业方面的应用等进行了培训。北京大学开设2019年“定量遥感”课程班,讲述遥感的发展过程、遥感大数据时代下的智能分析方法,并生动形象地做出了遥感大数据在物联网发展未来的展望。其间着重介绍了大气气溶胶遥感的最新进展;如何利用珞珈一号卫星制作夜光遥感图的方法与过程;日光诱导叶绿素荧光(SIF)遥感在探测植被初级生产力(GPP)方面的巨大潜力。北京师范大学第九届陆表卫星遥感数据反演理论与方法暑期学校主要涵盖了遥感物理机理模型和遥感反演方法与产品分析应用两部分。期间邀请国内外知名专家,将遥感物理模型与IEEE GRSS (IEEE Geoscience and Remote Sensing Society)进行结合授课,使学

员系统地了解该领域最新的研究进展及遥感产品的分析和应用。第三届全国热红外定量遥感学术研讨会以“热红外遥感:机遇与挑战”为主题,围绕热红外传感器的发展、热红外地表主要参量遥感反演与验证、热红外遥感应用、无人机热红外遥感与热红外遥感未来发展等多个议题展开学术交流。第一届中国空间科学大会以“发展空间科学建设航天强国”为主题,邀请中国载人航天工程、月球与深空探测工程、空间科学卫星工程以及相关重大任务的总工程师、首席科学家以及相关院士专家就国际热点前沿、最新成果做大会特邀报告,开展了充分的空间科学技术交流,促进了空间科学技术应用。中国科学院大学2019年度全国大学生“空天信息技术”暑期学校则从“前沿技术讲座”到“专业课程备考辅导”全面拓展和激发了学生的学术视野与思维。

2019年11月22日,梁顺林教授与王锦地教授等编写的《Advanced Remote Sensing 2nd Edition—Terrestrial Information Extraction and Applications》由Academic Press出版,第一版在2012年出版,其中文版已通过科学出版社出版。该书论述了遥感观测数据提取地表特征参量信息的定量遥感理念和算法技术,综合介绍近年来定量遥感研究的主要成果和新进展。书中详细介绍了遥感辐射和几何信息的定量处理技术和重构高质量、时空连续遥感数据的方法,针对地表辐射收支参量、生物物理和生物化学参数和水循环参量,重点讲解利用可见光、红外、微波波段和雷达遥感观测数据提取近20种地表参量的原理与方法,深入阐述了高级数据产品的集成估算方法、遥感数据产品生成系统与应用示例。书中包括约500张图表、提供了近1700篇参考文献。该书可以作为地理信息科学相关专业的高年级本科生和研究生教材,也可以将每一方向单独用于研究生教学,或作为“遥感科学与技术”相关本科专业的辅助教材。本书同样可以作为一本参考书,服务于对定量遥感模型与反演原理、遥感数据产品算法和遥感数据应用有兴趣的读者。详细信息参见Elsevier官网:<https://www.elsevier.com/books/advanced-remote-sensing/9780128158265> [2019-12-18]。

表1 2019年定量遥感相关培训班  
Table 1 Training courses on advanced remote sensing in 2019

培训名称	培训时间	培训主题
武汉大学第一届定量遥感暑期学校	2019-07-08—2019-07-12	遥感数据处理 定量反演方法 遥感应用
北京大学2019年“定量遥感”课程班	2019-07-01—2019-07-07	遥感的发展历程 大数据时代下的智能分析方法 大气气溶胶遥感 夜光遥感制图 植被生理参数反演
北京师范大学第九届陆表卫星遥感数据反演理论与方法暑期学校	2019-07-18—2019-07-24	遥感数据预处理 地表参数反演 遥感综合实验观测与真实性检验 新型遥感数据处理与应用 遥感高级产品生产与应用
第三届全国热红外定量遥感学术研讨会	2019-08-07—2019-08-11	热红外传感器的发展 热红外地表主要参量遥感反演与验证 热红外遥感应用 无人机热红外遥感 与热红外遥感未来发展
第一届中国空间科学大会	2019-10-25—2019-10-28	空间遥感 生物地球化学循环空间观测与模拟 空间地球大数据 空间天气科学
中国科学院大学2019年度全国大学生“空天信息技术”暑期学校	2019-07—2019-08	前沿技术讲座 专业课程备考辅导

## 7 结 语

本文对中国学者在2019年发表的有关定量遥感的SCI检索论文和部分中文论文进行了评述。很显然中国遥感学人在这一年取得了非凡的成果。在几乎所有的主题上,都发展了一系列的新方法和新算法。有些特别闪光的例子,比如Qi等(2019a)发展了一个新的适合大场景遥感信号模拟的三维植被辐射传播模型LESS,可以与世界上少有的几个模型相媲美。在二向性反射建模方面,对核驱动模型和复杂地形反射模型等研究也颇有建树。在荧光遥感研究中,中国遥感学人在2019年发表的SCI论文占世界总数的近1/3。

纵观2019年发表的文章,我们还可以总结出以下几个特征:

(1) 发表的文章几乎覆盖了定量遥感的方方

面面,尤其高度集中在遥感数据反演与高级数据产品相关的主题上,但是定量遥感基础理论的研究并没有被忽视。这既反映了当今遥感的一个主要发展趋势,在遥感数据与各行各业的广度与深度应用之间搭起了桥梁,也反映了遥感学人能够耐得住寂寞,甘愿坐冷板凳。

(2) 机器学习方法的广泛使用。无论是在遥感数据的预处理,地表变量的估算,还是在各种遥感应用中,许多研究评价分析了各种机器学习方法的有效性。

(3) 多源数据在遥感反演中的广为使用,比如同时利用极化干涉雷达数据,激光雷达数据和光学遥感数据对树高的估算。用于其他变量估算的例子也比比皆是。综合使用遥感数据,数值模型模拟,气象再分析数据及其地面观测数据也用于估算地表辐射,植被生产力和地面蒸发等。

(4) 增加遥感高级 (high-level) 产品的生成。在发展反演方法的同时, 许多文章也介绍生成的产品。GLASS 产品系列是提及最多的, 包含算法改进, 产品评价分析和应用。其他产品包含基于 AVHRR 数据的全球地表温度产品, 中国 30 m 分辨率的森林高度图等。

(5) 国产卫星数据的有限使用。尽管中国发射了众多的卫星, 但是中国遥感学人 2019 年发表的文章中, 更多使用的是国外的卫星数据。这对国产卫星数据低级 (low-level) 产品的质量改进, high-level 产品的研发, 用户导向的数据发布与共享等诸多方面提出了更多的挑战。

**志 谢** 非常感谢《遥感学报》编辑部闫珺主任邀请启动了这项工作, 并给予了多方面的指导与帮助! 谢谢薛勇教授指导大气校正部分的写作。

## 参考文献 (References)

- Adhikari H, Heiskanen J, Maeda E E and Pellikka P K E. 2016. The effect of topographic normalization on fractional tree cover mapping in tropical mountains: an assessment based on seasonal Landsat time series. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52: 20-31 [DOI: 10.1016/j.jag.2016.05.008]
- Bai L L, Long D and Yan L. 2019. Estimation of surface soil moisture with downscaled land surface temperatures using a data fusion approach for heterogeneous agricultural land. *Water Resources Research*, 55(2): 1105-1128 [DOI: 10.1029/2018WR024162]
- Bei X Y, Yao Y J, Zhang L L, Xu T R, Jia K, Zhang X T, Shang K, Xu J and Chen X W. 2019. Long-term spatiotemporal dynamics of terrestrial biophysical variables in the three-river headwaters region of China from satellite and meteorological datasets. *Remote Sensing*, 11(14): 1633 [DOI: 10.3390/rs11141633]
- Bento V A, DaCamara C C, Trigo I F, Martins J P A and Duguay-Tetzlaff A. 2017. Improving Land Surface Temperature Retrievals over Mountainous Regions. *Remote Sensing*, 9(1): 38 [DOI: https://doi.org/10.3390/rs9010038]
- Bishop M P and Colby J D. 2011. Topographic Normalization of Multi-spectral Satellite Imagery//Singh V P, Singh P and Haritashya U K, eds. *Encyclopedia of Snow, Ice and Glaciers*. Dordrecht: Springer: 1187-1196 [DOI: 10.1007/978-90-481-2642-2\_664]
- Blair J B, Rabine D L and Hofton M A. 1999. The Laser Vegetation Imaging Sensor: a medium-altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(2/3): 115-122 [DOI: 10.1016/S0924-2716(99)00002-7]
- Brunt D. 1932. Notes on radiation in the atmosphere. I. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 58(247): 39-420 [DOI: 10.1002/qj.49705824704]
- Brutsaert W. 1975. On a derivable formula for long-wave radiation from clear skies. *Water Resources Research*, 11(5): 742-744 [DOI: 10.1029/WR011i005p00742]
- Bryant R G and Rainey M P. 2002. Investigation of flood inundation on playas within the Zone of Chotts, using a time-series of AVHRR. *Remote Sensing of Environment*, 82(2/3): 360-375 [DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00053-6]
- Calmant S, Seyler F and Cretaux J F. 2008. Monitoring continental surface waters by satellite altimetry. *Surveys in Geophysics*, 29(4/5): 247-269 [DOI: 10.1007/s10712-008-9051-1]
- Cao M Q, Chen Y Z, Wang X Q and Ding J C. 2019. Temporal and spatial variation of vegetation coverage in Tarim River Basin//Proceedings of IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama: IEEE: 6614-6617 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8898201]
- Carabajal C C and Harding D J. 2005. ICESat validation of SRTM C-band digital elevation models. *Geophysical Research Letters*, 32(22): L22S01 [DOI: 10.1029/2005GL023957]
- Carmona F, Rivas R and Caselles V. 2014. Estimation of daytime downward longwave radiation under clear and cloudy skies conditions over a sub-humid region. *Theoretical and Applied Climatology*, 115(1/2): 281-295 [DOI: 10.1007/s00704-013-0891-3]
- Chai D F, Newsam S, Zhang H K, Qiu Y F and Huang J F. 2019. Cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery based on deep convolutional neural networks. *Remote Sensing of Environment*, 225: 307-316 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.007]
- Chambers D P, Wahr J and Nerem R S. 2004. Preliminary observations of global ocean mass variations with GRACE. *Geophysical Research Letters*, 31(13): L13310 [DOI: 10.1029/2004GL020461]
- Chang Y X, Jiao Z T, Dong Y D, Zhang X N, He D D, Yin S Y, Cui L and Ding A X. 2019. Parameterization and correction of hotspot parameters of Ross-Li kernel driven models on POLDER dataset. *Journal of Remote Sensing*, 23(4): 661-672 (常雅轩, 焦子锜, 董亚冬, 张小宁, 何丹丹, 尹思阳, 崔磊, 丁安心. 2019. Ross-Li 核驱动模型热点参数化及其校正—以 POLDER 数据为例. *遥感学报*, 23(4): 661-672) [DOI: 10.11834/jrs.20198332]
- Che T, Hao X H, Dai L Y, Li H Y, Huang X D and Xiao L. 2019. Snow cover variation and its impacts over the Qinghai-Tibet Plateau. *Bulletin of Chinese Academy of Sciences*, 34(11): 1247-1253 (车涛, 郝晓华, 戴礼云, 李弘毅, 黄晓东, 肖林. 2019. 青藏高原积雪变化及其影响. *中国科学院院刊*, 34(11): 1247-1253) [DOI: 10.16418/j.issn.1000-3045.2019.11.007]
- Che T, Li X, Jin R, Armstrong R and Zhang T J. 2008. Snow depth derived from passive microwave remote-sensing data in China. *Annals of Glaciology*, 49: 145-154 [DOI: 10.3189/172756408787814690]
- Chen B W, Pang Y, Li Z Y, Lu H, Liu L X, North P R J and Rosette J A B. 2019a. Ground and top of canopy extraction from photon-counting LiDAR data using local outlier factor with ellipse searching area. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(9): 1447-1451 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2899011]
- Chen H, Zhang W C, Ning N and Guo Y D. 2019b. Long-term ground-water storage variations estimated in the Songhua River Basin by

- using GRACE products, land surface models, and in-situ observations. *Science of the Total Environment*, 649: 372-387 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.08.352]
- Chen J, Wang Y F, Zheng J J and Cao L G. 2019. Measurement of cultivated land utilization efficiency: Construction and application of random forest. *Journal of Natural Resources*, 34(6): 1345-1356 (陈军, 汪永丰, 郑佳佳, 曹立国. 2019. 中国阿牙克库木湖水量变化及其驱动机制. *自然资源学报*, 34(6): 1345-1356) [DOI: 10.31497/zrzyxb.20190618]
- Chen J J, Zhao X N, Zhang H Z, Qin Y and Yi S H. 2019c. Evaluation of the accuracy of the field quadrat survey of alpine grassland fractional vegetation cover based on the satellite remote sensing pixel scale. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(11): 497 [DOI: 10.3390/ijgi8110497]
- Chen J M and Black T A. 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell and Environment*, 15(4): 421-429 [DOI: 10.1111/j.1365-3040.1992.tb00992.x]
- Chen J Q, Sciusco P, Ouyang Z T, Zhang R, Henebry G M, John R and Roy D P. 2019d. Linear downscaling from MODIS to landsat: Connecting landscape composition with ecosystem functions. *Landscape Ecology*, 34(12): 2917-2934 [DOI: 10.1007/s10980-019-00928-2]
- Chen L, Wang Y Q, Ren C Y, Zhang B and Wang Z M. 2019e. Assessment of multi-wavelength SAR and multispectral instrument data for forest aboveground biomass mapping using random forest kriging. *Forest Ecology and Management*, 447: 12-25 [DOI: 10.1016/j.foreco.2019.05.057]
- Chen L, Yan G J, Wang T X, Ren H Z, Hu R H, Chen S B and Zhou H M. 2019f. Spatial scale consideration for estimating all-sky surface shortwave radiation with a modified 1-D radiative transfer model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(3): 821-835 [DOI: 10.1109/jstars.2019.2896644]
- Chen S D, She D X, Zhang L P, Guo M Y and Liu X. 2019i. Spatial downscaling methods of soil moisture based on multisource remote sensing data and its application. *Water*, 11(7): 1401 [DOI: 10.3390/w11071401]
- Chen S L, Huang Y F, Gao S and Wang G Q. 2019g. Impact of physiological and phenological change on carbon uptake on the Tibetan Plateau revealed through GPP estimation based on spaceborne solar-induced fluorescence. *Science of the Total Environment*, 663: 45-59 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.01.324]
- Chen S Y, Liu L Y, Zhang X, Liu X J, Chen X D, Qian X J, Xu Y and Xie D H. 2019h. Retrieval of the fraction of radiation absorbed by Photosynthetic Components ( $FAPAR_{green}$ ) for forest using a triple-source leaf-wood-soil layer approach. *Remote Sensing*, 11(21): 2471 [DOI: 10.3390/rs11212471]
- Chen X J, Mo X G, Zhang Y C, Sun Z G, Liu Y, Hu S and Liu S X. 2019k. Drought detection and assessment with solar-induced chlorophyll fluorescence in summer maize growth period over North China Plain. *Ecological Indicators*, 104: 347-356 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.05.017]
- Chen X L, Su Z B, Ma Y M and Middleton E M. 2019j. Optimization of a remote sensing energy balance method over different canopy applied at global scale. *Agricultural and Forest Meteorology*, 279: 107633 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107633]
- Chen X L, Su Z B, Ma Y M, Yang K, Wen J and Zhang Y. 2013. An improvement of roughness height parameterization of the Surface Energy Balance System (SEBS) over the Tibetan Plateau. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 52(3): 607-622 [DOI: 10.1175/JAMC-D-12-056.1]
- Chen X N, Bao A M, Zhang H L and Liu M Y. 2010. A study on methods and accuracy assessment for extracting snow covered areas from MODIS images based on pixel unmixing: A case on the middle of the Tianshan Mountain. *Resources Science*, 32(9): 1761-1768 (陈晓娜, 包安明, 张红利, 柳梅英. 2010. 基于混合像元分解的MODIS积雪面积信息提取及其精度评价-以天山中段为例. *资源科学*, 32(9): 1761-1768)
- Chen Y L, Wang S S, Ren Z G, Huang J F, Wang X Z, Liu S S, Deng H J and Lin W K. 2019l. Increased evapotranspiration from land cover changes intensified water crisis in an arid river basin in northwest China. *Journal of Hydrology*, 574: 383-397 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.04.045]
- Chen Y N, Gu H F, Wang M N, Gu Q, Ding Z, Ma M G, Liu R Y and Tang X G. 2019m. Contrasting performance of the remotely-derived gpp products over different climate zones across China. *Remote Sensing*, 11(16): 1855 [DOI: 10.3390/rs11161855]
- Chen Y P, Sun K M, Chen C, Bai T, Park T, Wang W L, Nemani R R and Myneni R B. 2019n. Generation and evaluation of LAI and FPAR products from Himawari-8 Advanced Himawari Imager (AHI) data. *Remote Sensing*, 11(13): 1517 [DOI: 10.3390/rs11131517]
- Cheng D Y and Li X D. 2019. Vegetation coverage change in a karst area and effects of terrain and population. *Journal of Geo-Information Science*, 21(8): 1227-1239 (程东亚, 李旭东. 2019. 喀斯特地区植被覆盖度变化及地形与人口效应研究. *地球信息科学学报*, 21(8): 1227-1239) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180548]
- Cheng J and Kustas W P. 2019a. Using very high resolution thermal infrared imagery for more accurate determination of the impact of land cover differences on evapotranspiration in an irrigated agricultural area. *Remote Sensing*, 11(6): 613 [DOI: 10.3390/rs11060613]
- Cheng J, Yang F and Guo Y M. 2019b. A Comparative study of bulk parameterization schemes for estimating cloudy-sky surface downward longwave radiation. *Remote Sensing*, 11(5): 528 [DOI: 10.3390/rs11050528]
- Crawford T M and Duchon C E. 1999. An improved parameterization for estimating effective atmospheric emissivity for use in calculating daytime downwelling longwave radiation. *Journal of Applied Meteorology*, 38(4): 474-480 [DOI: 10.1175/1520-0450(1999)038<0474:AIPFEE>2.0.CO;2]
- Crétau J F, Abarca-del-Río R, Bergé-Nguyen M, Arsen A, Drolon V, Clos G and Maisongrande P. 2016. Lake volume monitoring from space. *Surveys in Geophysics*, 37(2): 269-305 [DOI: 10.1007/s10712-016-9362-6]
- Cui B, Zhao Q J, Huang W J, Song X Y, Ye H C and Zhou X F. 2019a.

- A new integrated vegetation index for the estimation of winter wheat leaf chlorophyll content. *Remote Sensing*, 11(8): 974 [DOI: 10.3390/rs11080974]
- Cui L, Jiao Z T, Dong Y D, Sun M, Zhang X N, Yin S Y, Ding A X, Chang Y X, Guo J and Xie R. 2019b. Estimating forest canopy height using MODIS BRDF data emphasizing typical-angle reflectances. *Remote Sensing*, 11(19): 2239 [DOI: 10.3390/rs11192239]
- Cui M Y, Wang J B, Wang S Q, Yan H and Li Y N. 2019. Temporal and spatial distribution of evapotranspiration and its influencing factors on Qinghai-Tibet Plateau from 1982 to 2014. *Journal of Resources and Ecology*, 10(2): 213-224 (崔明月, 王军邦, 王绍强, 延昊, 李英年. 2019. 1982-2014年青藏高原地表蒸散量时空分布及其变化影响因子分析(英文). *资源与生态学报*, 10(2): 213-224) [DOI: 10.5814/j.issn.1674-764x.2019.02.012]
- Cui Y R, Xiong C, Lemmetyinen J, Shi J C, Jiang L M, Peng B, Li H X, Zhao T J, Ji D B and Hu T X. 2016. Estimating Snow water equivalent with backscattering at X and Ku band based on absorption loss. *Remote Sensing*, 8(6): 505 [DOI: 10.3390/rs8060505]
- Dao P D, He Y H and Lu B. 2019. Maximizing the quantitative utility of airborne hyperspectral imagery for studying plant physiology: An optimal sensor exposure setting procedure and empirical line method for atmospheric correction. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 77: 140-50 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.11.010]
- Deng C L, Zhang B Q, Cheng L Y, Hu L Q and Chen F H. 2019a. Vegetation dynamics and their effects on surface water-energy balance over the Three-North Region of China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 275: 79-90 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.05.012]
- Deng Y, Jiang W G, Tang Z H, Ling Z Y and Wu Z F. 2019b. Long-term changes of open-surface water bodies in the Yangtze river basin based on the google earth engine cloud platform. *Remote Sensing*, 11(19): 2213
- Ding A X, Jiao Z T, Dong Y D, Zhang X N, He D D, Cui L, Yin S Y and Chang Y X. 2019. Performance assessment of the operational MODIS BRDF model for snow/ice cover type. *Journal of Remote Sensing*, 23(6): 1147-1158 (丁安心, 焦子铤, 董亚冬, 张小宁, 何丹丹, 崔磊, 尹思阳, 常雅轩. 2019. 业务化MODIS BRDF模型对冰雪BRDF/反照率的反演能力评估. *遥感学报*, 23(6): 1147-1158) [DOI: 10.11834/jrs.20198037]
- Ding A X, Jiao Z T, Dong Y D, Zhang X N, Peltoniemi J I, Mei L L, Guo J, Yin S Y, Cui L, Chang Y X and Xie R. 2019a. Evaluation of the snow albedo retrieved from the snow kernel improved the ross-roujean BRDF model. *Remote Sensing*, 11(13): 1611 [DOI: 10.3390/rs11131611]
- Ding A X, Jiao Z T, Dong Y D, Qu Y, Zhang X N, Xiong C, He D D, Yin S Y, Cui L and Chang Y X. 2019b. An assessment of the performance of two snow kernels in characterizing snow scattering properties. *International Journal of Remote Sensing*, 40(16): 6315-6335 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1590878]
- Disney M I, Lewis P and North P R J. 2000. Monte Carlo ray tracing in optical canopy reflectance modelling. *Remote Sensing Reviews*, 18(2/4): 163-196 [DOI: 10.1080/02757250009532389]
- Dong Y D, Jiao Z T, Cui L, Zhang H, Zhang X N, Yin S Y, Ding A X, Chang Y X, Xie R and Guo J. 2019. Assessment of the hotspot effect for the PROSAIL model with POLDER hotspot observations based on the hotspot-enhanced kernel-driven BRDF model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(10): 8048-8064 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2917923]
- Dou J X, Grimmond S, Cheng Z G, Miao S G, Feng D Y and Liao M S. 2019. Summertime surface energy balance fluxes at two Beijing sites. *International Journal of Climatology*, 39(5): 2793-2810 [DOI: 10.1002/joc.5989]
- Du S H, Liu L Y, Liu X J, Guo J, Hu J C, Wang S Q and Zhang Y G. 2019. SIFSpec: Measuring solar-induced chlorophyll fluorescence observations for remote sensing of photosynthesis. *Sensors*, 19(13): 3009 [DOI: 10.3390/s19133009]
- Duan S B, Li Z L, Li H, Goettsche F M, Wu H, Zhao W, Leng P, Zhang X and Coll, C. 2019a. Validation of Collection 6 MODIS land surface temperature product using in situ measurements. *Remote Sensing of Environment*, 225: 16-29 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.020]
- Duan S B, Li Z L, Wang C, Zhang S, Tang B H, Leng P and Gao M F. 2019b. Land-surface temperature retrieval from Landsat 8 single-channel thermal infrared data in combination with NCEP reanalysis data and ASTER GED product. *International Journal of Remote Sensing*, 40: 1763-1778 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1460513]
- España M L, Baret F, Aries F, Chelle M, Andrieu B and Prévot L. 1999. Modeling maize canopy 3D architecture: Application to reflectance simulation. *Ecological Modelling*, 122(1/2): 25-43 [DOI: 10.1016/S0304-3800(99)00070-8]
- Fan W L, Li J, Liu Q H, Zhang Q, Yin G F, Li A N, Zeng Y L, Xu B D, Xu X J, Zhou G M and Du H Q. 2018. Topographic correction of forest image data based on the canopy reflectance model for sloping terrains in multiple forward mode. *Remote Sensing*, 10(5): 717 [DOI: 10.3390/rs10050717]
- Fan X L and Qu Y. 2019. Retrieval of high spatial resolution aerosol optical depth from HJ-1 A/B CCD data. *Remote Sensing*, 11(7): 832 [DOI: 10.3390/rs11070832]
- Fang Y, Li H, Wan W, Zhu S Y, Wang Z J, Hong Y and Wang H. 2019. Assessment of water storage change in China's lakes and reservoirs over the last three decades. *Remote Sensing*, 11(12): 1467 [DOI: DOI: 10.3390/rs11121467]
- Feng F and Wang K C. 2019. Does the modern-era retrospective analysis for research and applications-2 aerosol reanalysis introduce an improvement in the simulation of surface solar radiation over China? *International Journal of Climatology*, 39(3): 1305-1318 [DOI: 10.1002/joc.5881]
- Feng G P, Song Q T and Jiang X W. 2019. Global groundwater storage changes and characteristics observed by satellite gravimetry. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(4): 822-828 (冯贵平, 宋清涛, 蒋兴伟. 2019. 卫星重力监测全球地下水储量变化及其特征. *遥感技术与应用*, 34(4): 822-828) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.4.0822]

- Feng L, Hu W Y, Li Y X and Zhang E W. 2019. Dynamic monitoring of multi-year vegetation coverage in Sichuan province based on google earth engines. *Forest Resources Management*, (4): 124-131 (冯李, 胡文英, 李应鑫, 张恩伟. 2019. Google Earth Engine在四川省多年植被覆盖度动态监测中的应用. *林业资源管理*, (4): 124-131) [DOI: 10.13466/j.cnki.lyzygl.2019.04.018]
- Feng L L, Jia Z Q, Li Q X, Zhao A Z, Zhao Y L and Zhao Z J. 2019. Spatiotemporal change of sparse vegetation coverage in northern China. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 47(2): 359-366 [DOI: 10.1007/s12524-018-0912-x]
- Frappart F, Seyler F, Martinez J M, León J G and Cazenave A. 2005. Floodplain water storage in the Negro River basin estimated from microwave remote sensing of inundation area and water levels. *Remote Sensing of Environment*, 99(4): 387-399 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.08.016]
- Fu D J, Su F Z, Wang J and Sui Y J. 2019. Patterns of arctic tundra greenness based on spatially downscaled solar-induced fluorescence. *Remote Sensing*, 11(12): 1460 [DOI: 10.3390/rs11121460]
- Gan G J, Kang T T, Yang S, Bu J Y, Feng Z M and Gao Y C. 2019. An optimized two source energy balance model based on complementary concept and canopy conductance. *Remote Sensing of Environment*, 223: 243-256 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.020]
- Gao H L. 2015. Satellite remote sensing of large lakes and reservoirs: From elevation and area to storage. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Water*, 2(2): 147-157 [DOI: 10.1002/wat2.1065]
- Gao H L, Birkett C M and Lettenmaier D P. 2012. Global monitoring of large reservoir storage from satellite remote sensing. *Water Resources Research*, 48(9): W09504 [DOI: 10.1029/2012WR012063]
- Gao L M and Zhang L L. 2019. Spatiotemporal dynamics of the vegetation coverage in Qinghai Lake basin. *Journal of Geo-Information Science*, 21(9): 1318-1329 (高黎明, 张乐乐. 2019. 青海湖流域植被盖度时空变化研究. *地球信息科学学报*, 21(9): 1318-1329) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.180696]
- Gao Y, Hao X H, He D C, Huang G H, Wang J, Zhao H Y, Wei Y R, Shao D H and Wang W G. 2019. Snow cover mapping algorithm in the Tibetan Plateau based on NDSI threshold optimization of different land cover types. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 41(5): 1162-1172 (高扬, 郝晓华, 和栋材, 黄广辉, 王建, 赵宏宇, 魏亚瑞, 邵东航, 王卫国. 2019. 基于不同土地覆盖类型NDSI阈值优化下的青藏高原积雪判别. *冰川冻土*, 41(5): 1162-1172) [DOI: 10.7522/j.issn.1000-0240.2019.1155]
- Gastellu-Etchegorry J P, Demarez V, Pinel V and Zagolski F. 1996. Modeling radiative transfer in heterogeneous 3-D vegetation canopies. *Remote Sensing of Environment*, 58(2): 131-156 [DOI: [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00253-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00253-7)]
- GCOS. 2011. Systematic Observation Requirements for Satellite-Based Data Products for Climate. Geneva: WMO: 79-83
- Ge X Y, Wang J Z, Ding J L, Cao X Y, Zhang Z P, Liu J and Li X H. 2019. Combining UAV-based hyperspectral imagery and machine learning algorithms for soil moisture content monitoring. *PeerJ*, 7: e6926 [DOI: 10.7717/peerj.6926]
- Goel N S, Rozehnal I and Thompson R L. 1991. A computer graphics based model for scattering from objects of arbitrary shapes in the optical region. *Remote Sensing of Environment*, 36(2): 73-104 [DOI: 10.1016/0034-4257(91)90032-2]
- 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]
- Gower S T, Kucharik C J and Norman J M. 1999. Direct and indirect estimation of leaf area index, fAPAR, and net primary production of terrestrial ecosystems. *Remote Sensing of Environment*, 70(1): 29-51 [DOI: 10.1016/S0034-4257(99)00056-5]
- Gu X H, Li J F, Chen Y D, Kong D D and Liu J Y. 2019. Consistency and discrepancy of global surface soil moisture changes from multiple model - based data sets against satellite observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(3): 1474-1495 [DOI: 10.1029/2018JD029304]
- Guo J M, Gao Y F, Li S T, Pema R, Wang Y Y, Zhang Y J and Liu R H. 2019. Estimation model of leaf water content of winter wheat based on multi-angle hyperspectral remote sensing. *Journal of Anhui Agricultural University*, 46(1): 124-132 (郭建茂, 高云峰, 李淑婷, 白玛仁增, 王阳阳, 张一甲, 刘荣花. 2019. 基于多角度高光谱遥感的冬小麦叶片含水率估算模型. *安徽农业大学学报*, 46(1): 124-132) [DOI: 10.13610/j.cnki.1672-352x.20190314.011]
- Guo L J, Liu R M, Men C, Wang Q R, Miao Y X and Zhang Y. 2019a. Quantifying and simulating landscape composition and pattern impacts on land surface temperature: A decadal study of the rapidly urbanizing city of Beijing, China. *Science of the Total Environment*, 654: 430-440 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.11.108]
- Guo Y M, Cheng J and Liang S L. 2019b. Comprehensive assessment of parameterization methods for estimating clear-sky surface downward longwave radiation. *Theoretical and Applied Climatology*, 135(3): 1045-1058 [DOI: 10.1007/s00704-018-2423-7]
- Gupta S K and Shukla D P. 2020. Evaluation of topographic correction methods for LULC preparation based on multi-source DEMs and Landsat-8 imagery. *Spatial Information Research*, 28(1): 113-127 [DOI: 10.1007/s41324-019-00274-0]
- Hall D K, Riggs G A and Salomonson V V. 1995. Development of methods for mapping global snow cover using moderate resolution imaging spectroradiometer data. *Remote Sensing of Environment*, 54(2): 127-140 [DOI: 10.1016/0034-4257(95)00137-P]
- Han L, Wu T T, Liu Q and Liu Z H. 2019a. A novel approach for cloud detection in scenes with snow/ice using high resolution sentinel-2 images. *Atmosphere*, 10(2): 44 [DOI: 10.3390/atmos10020044]
- Han S C, Shum C K, Jekeli C and Alsdorf D. 2005. Improved estimation of terrestrial water storage changes from GRACE. *Geophysical Research Letters*, 32(7): L07302 [DOI: 10.1029/2005GL022382]
- Han X J, Duan S B, Huang C and Li Z L. 2019c. Cloudy land surface temperature retrieval from three-channel microwave data. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1793-1807 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1471552]
- Han X Z, Wang F and Han Y. 2019b. Fengyun-3D MERSI true color imagery developed for environmental applications. *Journal of Meteorological Research*, 33(5): 914-924 [DOI: 10.1007/s13351-019-

- 9028-7]
- Hancock S, Armston J, Hofton M, Sun X L, Tang H, Duncanson L I, Kellner J R and Dubayah R. 2019. The GEDI simulator: a large-footprint waveform lidar simulator for calibration and validation of spaceborne missions. *Earth and Space Science*, 6(2): 294-310 [DOI: 10.1029/2018EA000506]
- Hao D L, Asrar G R, Zeng Y L, Zhu Q, Wen J G, Xiao Q and Chen M. 2019a. Estimating hourly land surface downward shortwave and photosynthetically active radiation from DSCOVR/EPIC observations. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111320 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111320]
- Hao D L, Wen J G, Xiao Q, Lin X W, You D Q, Tang Y, Liu Q and Zhang S S. 2019b. Sensitivity of coarse-scale snow-free land surface shortwave albedo to topography. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(16): 9028-9045 [DOI: 10.1029/2019jd030660]
- Hao D L, Wen J G, Xiao Q, Wu S B, Lin X W, You D Q and Tang Y. 2018. Modeling anisotropic reflectance over composite sloping terrain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(7): 3903-3923 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2816015]
- Hao H K, Li W Z, Zhao X, Chang Q R and Zhao P X. 2019c. Estimating the aboveground carbon density of coniferous forests by combining airborne LiDAR and allometry models at plot level. *Frontiers in Plant Science*, 10: 917 [DOI: 10.3389/fpls.2019.00917]
- Hao S R, Jiang L M, Shi J C, Wang G X and Liu X J. 2019d. Assessment of MODIS-based fractional snow cover products over the Tibetan Plateau. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 533-548 [DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2879666]
- He D D, Jiao Z T, Dong Y D, Zhang X N, Ding A X, Yin S Y, Cui L and Chang Y X. 2019b. Preliminary verification of Landsat satellite albedo from airborne WIDAS data. *Journal of Remote Sensing*, 23(1): 53-61 (何丹丹, 焦子铤, 董亚冬, 张小宁, 丁安心, 尹思阳, 崔磊, 常雅轩. 2019b. 机载WIDAS数据的Landsat卫星反照率初步验证. *遥感学报*, 23(1): 53-61) [DOI: 10.11834/jrs.20198007]
- He D D, Jiao Z T, Dong Y D, Zhang X N, Zhang H and Ding A X. 2019a. Verification of BRDF archetype inversion algorithm from surface observations of airborne WIDAS. *Journal of Remote Sensing*, 23(4): 620-629 (何丹丹, 焦子铤, 董亚冬, 张小宁, 张虎, 丁安心. 2019a. 机载WIDAS地表观测的BRDF原型反演算法验证. *遥感学报*, 23(4): 620-629) [DOI: 10.11834/jrs.20197446]
- He M, Hu Y X, Chen N, Wang D H, Huang J P and Stamnes K. 2019a. High cloud coverage over melted areas dominates the impact of clouds on the albedo feedback in the Arctic. *Scientific Reports*, 9(1): 9529 [DOI: 10.1038/s41598-019-44155-w]
- He T, Gao F, Liang S L and Peng Y. 2019b. Mapping Climatological bare soil albedos over the contiguous United States using MODIS data. *Remote Sensing*, 11(6): 666 [DOI: 10.3390/rs11060666]
- He T, Zhang Y, Liang S L, Yu Y Y and Wang D D. 2019c. Developing land surface directional reflectance and albedo products from geostationary GOES-R and himawari data: theoretical basis, operational implementation, and validation. *Remote Sensing*, 11(22): 2655 [DOI: 10.3390/rs11222655]
- Hou J L, Huang C L, Zhang Y, Guo J F and Gu J. 2019. Gap-filling of MODIS fractional snow cover products via non-local spatio-temporal filtering based on machine learning techniques. *Remote Sensing*, 11(1): 90 [DOI: 10.3390/rs11010090]
- Hu T, Li H, Cao B, van Dijk A I J M, Renzullo L J, Xu Z, Zhou J, Du Y and Liu, Q. 2019a. Influence of emissivity angular variation on land surface temperature retrieved using the generalized split-window algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 82: 101917 [DOI: https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101917]
- Hu T, Renzullo L J, Cao B, van Dijk A I J M, Du Y M, Li H, Cheng J, Xu Z H, Zhou J and Liu Q H. 2019b. Directional variation in surface emissivity inferred from the MYD21 product and its influence on estimated surface upwelling longwave radiation. *Remote Sensing of Environment*, 228: 45-60 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.04.012]
- Hu Y H, Hou M T, Zhao C L, Zhen X J, Yao L and Xu Y H. 2019c. Human-induced changes of surface albedo in Northern China from 1992-2012. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 79: 184-191 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.03.018]
- Hu Z Y, Zhou Q M, Chen X, Chen D L, Li J F, Guo M Y, Yin G and Duan Z. 2019d. Groundwater depletion estimated from GRACE: a challenge of sustainable development in an arid region of central Asia. *Remote Sensing*, 11(16): 1908 [DOI: 10.3390/rs11161908]
- Huang C, Duan S B, Jiang X G, Han X J, Leng P, Gao M F and Li Z L. 2019a. A physically based algorithm for retrieving land surface temperature under cloudy conditions from AMSR2 passive microwave measurements. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1828-1843 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1508920]
- Huang C J, Qiao F L, Chen S Y, Xue Y H and Guo J S. 2019b. Observation and parameterization of broadband sea surface albedo. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 124(7): 4480-4491 [DOI: 10.1029/2018jc014444]
- Huang C Y, Wei H L, Rau J Y and Jhan J P. 2019c. Use of principal components of UAV-acquired narrow-band multispectral imagery to map the diverse low stature vegetation fAPAR. *GIScience and Remote Sensing*, 56(4): 605-623 [DOI: 10.1080/15481603.2018.1550873]
- Huang H B, Liu C X, Wang X Y, Zhou X L and Gong P. 2019d. Integration of multi-resource remotely sensed data and allometric models for forest aboveground biomass estimation in China. *Remote Sensing of Environment*, 221: 225-234 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.017]
- Huang H G and Lian J. 2015. A 3D approach to reconstruct continuous optical images using lidar and MODIS. *Forest Ecosystems*, 2(1): 20 [DOI: 10.1186/s40663-015-0044-5]
- 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 H G, Zhang Z Y, Ni W J, Chai L N, Qin W H, Liu G, Xie D H, Jiang L M and Liu Q H. 2018. Extending RAPID model to simulate forest microwave backscattering. *Remote Sensing of Environment*, 217: 272-291 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.08.011]
- Huang H G. 2018. Accelerated RAPID model using heterogeneous porous objects. *Remote Sensing*, 10(8): 1264 [DOI: 10.3390/rs10081264]
- Huang H G. 2019. Principles and applications of the three-dimensional remote sensing mechanism model RAPID. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(5): 901-913 (黄华国. 2019. 3维遥感机理模型RAPID原理及其应用. *遥感技术与应用*, 34(5): 901-913) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.5.0901]
- Huang L K, Zhou W, Liu L L, Chen J and Wang H Y. 2019. Research on surface snow depth retrieval of new L5 signals from GPS. *Bulletin of Surveying and Mapping*, (7): 1-5, 11 (黄良珂, 周威, 刘立龙, 陈军, 王浩宇. 2019. 基于GPS新型L5信号的地表雪深反演研究. *测绘通报*, (7): 1-5, 11) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2019.0208]
- Huang Q, Li X D, Han P F, Li D, Zhao F Y and Hou A Z. 2019e. Validation and application of water levels derived from Sentinel-3A for the Brahmaputra River. *Science China Technological Sciences*, 62(10): 1760-1772 [DOI: 10.1007/s11431-019-9535-3]
- Huang S, Ding J L, Zou J, Liu B H, Zhang J Y and Chen W Q. 2019f. Soil moisture retrieval based on sentinel-1 imagery under sparse vegetation coverage. *Sensors*, 19(589): 1-18 [DOI: 10.3390/s19030589]
- Huang X D, Liu C Y, Wang Y L, Feng Q S and Liang T G. 2019g. Snow cover variations across China from 1952-2012. *The Cryosphere Discussions* [DOI: 10.5194/tc-2019-152]
- Huang X J, Xiao J F and Ma M G. 2019h. Evaluating the performance of satellite-derived vegetation indices for estimating gross primary productivity using FLUXNET observations across the Globe. *Remote Sensing*, 11(15): 1823 [DOI: 10.3390/rs11151823]
- Huang Z Y, Yeh P J F, Pan Y, Jiao J J, Gong H L, Li X J, Güntner A, Zhu Y Q, Zhang C and Zheng L Q. 2019i. Detection of large-scale groundwater storage variability over the karstic regions in Southwest China. *Journal of Hydrology*, 569: 409-422 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.11.071]
- Hurni K, Van Den Hoek J and Fox J. 2019. Assessing the spatial, spectral, and temporal consistency of topographically corrected Landsat time series composites across the mountainous forests of Nepal. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111225 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111225]
- Idso S B and Jackson R D. 1969. Thermal radiation from the atmosphere. *Journal of Geophysical Research*, 74(23): 5397-5403 [DOI: 10.1029/JC074i023p05397]
- Idso S B. 1981. A set of equations for full spectrum and 8-to 14- $\mu\text{m}$  and 10.5-to 12.5- $\mu\text{m}$  thermal radiation from cloudless skies. *Water Resources Research*, 17(2): 295-304 [DOI: 10.1029/WR017i002p00295]
- Jacobs J D. 1978. Radiation climate of Broughton Island//Barry R G and Jacobs J D, eds. *Energy budget studies in relation to fast-ice breakup processes in Davis Strait*. Boulder: Institute of Arctic and Alpine Research, University of Colorado: 105-120
- Jia K, Yang L Q, Liang S L, Xiao Z Q, Zhao X, Yao Y J, Zhang X T, Jiang B and Liu D Y. 2019b. Long-Term Global Land Surface Satellite (GLASS) fractional vegetation cover product derived from MODIS and AVHRR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 508-518 [DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2854293]
- Jia K, Yao Y J, Wei X Q, Gao S, Jiang B and Zhao X. 2013. A review on fractional vegetation cover estimation using remote sensing. *Advances in Earth Science*, 28(7): 774-782 (贾坤, 姚云军, 魏香琴, 高帅, 江波, 赵祥. 2013. 植被覆盖度遥感估算研究进展. *地球科学进展*, 28(7): 774-782)
- Jia L, Ren Z P, Li Z B, Xu G C, Shi P, Zhang Y X and Wang B. 2019. Temporal and spatial evolution of vegetation coverage in Xi'an City from 2000 to 2013. *Research of Soil and Water Conservation*, 26(6): 274-279 (贾路, 任宗萍, 李占斌, 徐国策, 时鹏, 张译心, 王斌. 2019. 2000-2013年西安市植被覆盖度时空演变. *水土保持研究*, 26(6): 274-279) [DOI: 10.13869/j.cnki.rswc.2019.06.036]
- Jia Y, Jin S G, Savi P, Gao Y, Tang J, Chen Y X and Li W M. 2019a. GNSS-R soil moisture retrieval based on a XGboost machine learning aided method: performance and validation. *Remote Sensing*, 11(14): 1655 [DOI: 10.3390/rs11141655]
- Jiang H, Lu N, Qin J, Tang W J and Yao L. 2019a. A deep learning algorithm to estimate hourly global solar radiation from geostationary satellite data. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 114: 109327 [DOI: 10.1016/j.rser.2019.109327]
- Jiang L M, Wang P, Zhang L X, Yang H and Yang J T. 2014. Improvement of snow depth retrieval for FY3B-MWRI in China. *Science China Earth Sciences*, 57(6): 1278-1292 [DOI: 10.1007/s11430-013-4798-8]
- Jiang Y S, Chen F, Gao Y H, Barlage M and Li J D. 2019b. Using multisource satellite data to assess recent snow-cover variability and uncertainty in the Qinghai - Tibet Plateau. *Journal of Hydrometeorology*, 20(7): 1293-1306 [DOI: 10.1175/JHM-D-18-0220.1]
- Jiang Y Z, Tang R L, Jiang X G and Li Z L. 2019c. Impact of clouds on the estimation of daily evapotranspiration from MODIS-derived instantaneous evapotranspiration using the constant global shortwave radiation ratio method. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1930-1944 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1482025]
- Jiang Y Z, Tang R L, Jiang X G, Li Z L and Gao C X. 2019d. Estimation of soil evaporation and vegetation transpiration using two trapezoidal models from MODIS data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(14): 7647-7664 [DOI: 10.1029/2019jd030542]
- Jiao D D, Ji X B, Jin B W, Zhao L W, Zhang J L and Guo F. 2019. Relationship between land cover type and evapotranspiration on the basis of Landsat 8 and ZY3 data fusion approach for a desert oasis in the middle Hexi corridor area of the arid regions of northwestern China. *Acta Ecologica Sinica*, 39(19): 7097-7109 (焦丹丹, 吉喜斌, 金博文, 赵丽雯, 张靖琳, 郭飞. 2019. 西北干旱区河西走廊荒漠绿洲土地覆盖类型与蒸散的关系研究——基于



- Landsat 8 和 ZY3 数据融合. 生态学报, 39(19): 7097-7109 [DOI: 10.5846/stxb201807161532]
- Jiao Z H, Ren H Z, Mu X H, Zhao J, Wang T X and Dong J J. 2019b. Evaluation of four sky view factor algorithms using digital surface and elevation model data. *Earth and Space Science*, 6(2): 222-237 [DOI: 10.1029/2018EA000475]
- Jiao Z T, Ding A X, Kokhanovsky A, Schaaf C, Bréon F M, Dong Y D, Wang Z S, Liu Y, Zhang X N, Yin S Y, Cui L, Mei L L and Chang Y X. 2019a. Development of a snow kernel to better model the anisotropic reflectance of pure snow in a kernel-driven BRDF model framework. *Remote Sensing of Environment*, 221: 198-209 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.001]
- Jiao Z T, Schaaf C B, Dong Y D, Román M, Hill M J, Chen J M, Wang Z S, Zhang H, Saenz E, Poudyal R, Gatebe C, Bréon F M, Li X W and Strahler A. 2016. A method for improving hotspot directional signatures in BRDF models used for MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 186: 135-151 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.08.007]
- Jiao Z T, Zhang H, Dong Y D, Liu Q, Xiao Q and Li X W. 2015. An algorithm for retrieval of surface albedo from small view-angle airborne observations through the use of BRDF archetypes as prior knowledge. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(7): 3279-3293 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2414925]
- Jin H A, Li A N, Xu W X, Xiao Z Q, Jiang J Y and Xue H Z. 2019b. Evaluation of topographic effects on multiscale leaf area index estimation using remotely sensed observations from multiple sensors. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 154: 176-188 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.06.008]
- Jin H A, Li A N, Yin G F, Xiao Z Q, Bian J H, Nan X and Jing J C. 2019a. A multiscale assimilation approach to improve Fine-Resolution leaf area index dynamics. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(10): 8153-8168 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2918548]
- Jin S K, Ma Y Y, Zhang M, Gong W, Dubovik O, Liu B M, Shi Y F and Yang C L. 2019c. Retrieval of 500 m aerosol optical depths from MODIS measurements over urban surfaces under heavy aerosol loading conditions in winter. *Remote Sensing*, 11(19): 2218 [DOI: 10.3390/rs11192218]
- Kang S C, Cong Z Y, Wang X P, Zhang Q G, Ji Z M, Zhang Y L and Xu B Q. 2019a. The transboundary transport of air pollutants and their environmental impacts on Tibetan Plateau. *Chinese Science Bulletin*, 64(27): 2876-2884 [DOI: 10.1360/Tb-2019-0135]
- Kang S C, Zhang Q G, Qian Y, Ji Z M, Li C L, Cong Z Y, Zhang Y L, Guo J M, Du W T, Huang J, You Q L, Panday A K, Rupakheti M, Chen D L, Gustafsson Ö, Thiemens M H and Qin D H. 2019b. Linking atmospheric pollution to cryospheric change in the Third Pole region: current progress and future prospects. *National Science Review*, 6(4): 796-809 [DOI: 10.1093/nsr/nwz031]
- Kong B, Liu N, Lin L N, He Y, Wang Y J and Pan Z D. 2019. Assessment of meteorological variables and heat fluxes from atmospheric reanalysis and objective analysis products over the Bering Sea. *International Journal of Climatology*, 39(11): 4429-4450 [DOI: 10.1002/joc.6083]
- Konzelmann T, van de Wal R S W, Greuell W, Bintanja R, Henneken E A C and Abe-Ouchi A. 1994. Parameterization of global and long-wave incoming radiation for the Greenland Ice Sheet. *Global and Planetary Change*, 9(1/2): 143-164 [DOI: 10.1016/0921-8181(94)90013-2]
- Kuang W H, Liu A L, Dou Y Y, Li G Y and Lu D S. 2019. Examining the impacts of urbanization on surface radiation using Landsat imagery. *GIScience and Remote Sensing*, 56(3): 462-484 [DOI: 10.1080/15481603.2018.1508931]
- Kwok R, Kacimi S, Markus T, Kurtz N T, Studinger M, Sonntag J G, Manizade S S, Boisvert L N and Harbeck J P. 2019. ICESat-2 surface height and sea ice freeboard assessed with ATM lidar acquisitions from operation IceBridge. *Geophysical Research Letters*, 46(20): 11228-11236 [DOI: 10.1029/2019GL084976]
- Le T C, Nie S, Pan H and Li L C. 2019. Land Surface Temperature Retrieval and Urban Heat Island Effect Based on Landsat8 Image in Fuzhou City. *Journal of Northwest Forestry University*, 34(5): 154-160 (乐通潮, 聂森, 潘辉, 李丽纯. 2019. 基于 Landsat8 卫星影像的地表温度反演及福州春季城市热岛效应分析. *西北林学院学报*, 34(5): 154-160) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-7461.2019.05.24]
- Levizou E, Drilias P, Psaras G K and Manetas Y. 2005. Nondestructive assessment of leaf chemistry and physiology through spectral reflectance measurements may be misleading when changes in trichome density co-occur. *New Phytologist*, 165(2): 463-472 [DOI: 10.1111/j.1469-8137.2004.01250.x]
- Lewis P. 1999. Three-dimensional plant modelling for remote sensing simulation studies using the Botanical Plant Modelling System. *Agronomie*, 19(3/4): 185-210 [DOI: 10.1051/agro:19990302]
- Li C, Li Y C and Li M Y. 2019a. Improving Forest Aboveground Biomass (AGB) estimation by incorporating crown density and using landsat 8 OLI images of a subtropical forest in western Hunan in central China. *Forests*, 10(2): 104 [DOI: 10.3390/f10020104]
- Li C W, Lu H, Leung L R, Yang K, Li H Y, Wang W, Han M L and Chen Y Y. 2019b. Improving land surface temperature simulation in CoLM over the Tibetan plateau through fractional vegetation cover derived from a remotely sensed clumping index and model-simulated leaf area index. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(5): 2620-2642 [DOI: 10.1029/2018JD028640]
- Li D, Tian L, Wan Z F, Jia M, Yao X, Tian Y C, Zhu Y, Cao W X and Cheng T. 2019c. Assessment of unified models for estimating leaf chlorophyll content across directional-hemispherical reflectance and bidirectional reflectance spectra. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111240 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111240]
- Li J, Ju W M, He W, Wang H M, Zhou Y L and Xu M Z. 2019d. An algorithm differentiating sunlit and shaded leaves for improving canopy conductance and vapotranspiration estimates. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 124(4): 807-824 [DOI: 10.1029/2018JG004675]
- Li L L, Yu T, Zhao L M, Zhan Y L, Zheng F J, Zhang Y Z, Mumtaz F and Wang C M. 2019e. Characteristics and trend analysis of the relationship between land surface temperature and nighttime light intensity levels over China. *Infrared Physics and Technology*, 97:

- 381-390 [DOI: 10.1016/j.infrared.2019.01.018]
- Li L Y, Mu X H, Macfarlane C, Song W J, Chen J, Yan K and Yan G J. 2018a. A half-Gaussian fitting method for estimating fractional vegetation cover of corn crops using unmanned aerial vehicle images. *Agricultural and Forest Meteorology*, 262: 379-390 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.07.028]
- Li P, He Z W, He D, Xue D J, Wang Y and Cao S S. 2020. Fractional vegetation coverage response to climatic factors based on grey relational analysis during the 2000-2017 growing season in Sichuan Province, China. *International Journal of Remote Sensing*, 41(3): 1170-1190 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1657605]
- Li W G, Sun Z Q, Lu S and Omasa K. 2019g. Estimation of the leaf chlorophyll content using multiangular spectral reflectance factor. *Plant, Cell and Environment*, 42(11): 3152-3165 [DOI: 10.1111/pce.13605]
- Li W K, Guo Q H, Tao S L and Su Y J. 2018b. VBRT: a novel voxel-based radiative transfer model for heterogeneous three-dimensional forest scenes. *Remote Sensing of Environment*, 206: 318-335 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.12.043]
- Li W K, Qiu B, Guo W D, Zhu Z W and Hsu P C. 2019f. Intraseasonal variability of Tibetan Plateau snow cover. *International Journal of Climatology* [DOI: 10.1002/joc.6407]
- Li X and Che T. 2007. A review on passive microwave remote sensing of snow cover. *Journal of Glaciology and Geocryology*, 29(3): 487-496 (李新, 车涛. 2007. 积雪被动微波遥感研究进展. *冰川冻土*, 29(3): 487-496) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-0240.2007.03.023]
- Li X D, Long D, Huang Q, Han P F, Zhao F Y and Wada Y. 2019i. High-temporal-resolution water level and storage change data sets for lakes on the Tibetan Plateau during 2000-2017 using multiple altimetric missions and Landsat-derived lake shoreline positions. *Earth System Science Data*, 11(4): 1603-1627 [DOI: 10.5194/essd-11-1603-2019]
- Li X H, Jing Y H, Shen H F and Zhang L P. 2019h. The recent developments in cloud removal approaches of MODIS snow cover product. *Hydrology and Earth System Sciences*, 23(5): 2401-2416 [DOI: 10.5194/hess-23-2401-2019]
- Li X W and Wang J D. 1995. *Vegetation Optical Remote Sensing Model and Parameterization of Vegetation Structure*. 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 Y, Chen Y and Li Z. 2019j. Developing daily cloud-free snow composite products from MODIS and IMS for the tienshan mountains. *Earth and Space Science*, 6(2): 266-275 [DOI: 10.1029/2018EA000460]
- Li Y, Kang S C, Chen J Z, Hu Z F, Wang K, Paudyal R, Liu J S, Wang X X, Qin X and Sillanpää M. 2019k. Black carbon in a glacier and snow cover on the northeastern Tibetan Plateau: Concentrations, radiative forcing and potential source from local topsoil. *Science of the Total Environment*, 686: 1030-1038 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.05.469]
- Li Y, Kang S C, Yan F P, Chen J Z, Wang K, Paudyal R, Liu J S, Qin X and Sillanpää M. 2019l. Cryoconite on a glacier on the north-eastern Tibetan plateau: light-absorbing impurities, albedo and enhanced melting. *Journal of Glaciology*, 65(252): 633-644 [DOI: 10.1017/jog.2019.41]
- Li Y Y and Huang J F. 2019. Remote sensing of pigment content at a leaf scale: comparison among some specular removal and specular resistance methods. *Remote Sensing*, 11(8): 983 [DOI: 10.3390/rs11080983]
- Li Y Z, Mao D H, Feng A Q and Schillerberg T. 2019m. Will human-induced vegetation greening continually decrease runoff in the loess plateau of China? *Forests*, 10(10): 906 [DOI: 10.3390/f10100906]
- Li Z W, Shen H F, Cheng Q, Liu Y H, You S C and He Z Y. 2019n. Deep learning based cloud detection for medium and high resolution remote sensing images of different sensors. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150: 197-212 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.02.017]
- Liang S L. 2003. A direct algorithm for estimating land surface broadband albedos from MODIS imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(1): 136-145 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.807751]
- Liang S L, Liu Q H, Yan G J, Shi J C and Kerekes J P. 2019a. Foreword to the special issue on the recent progress in quantitative land remote sensing: modeling and estimation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 391-395 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2895942]
- Liang S L, Wang D D, He T and Yu Y Y. 2019b. Remote sensing of Earth's energy budget: synthesis and review. *International Journal of Digital Earth*, 12(7): 737-780 [DOI: 10.1080/17538947.2019.1597189]
- Liao J J, Zhao Y and Chen J M. 2020. A dataset of lake level changes in High Mountain Asia using multi-altimeter data. *China Science Data*, 5(1) (廖静娟, 赵云, 陈嘉明. 2020. 基于多源雷达高度计数据的高亚洲湖泊水位变化数据集. *中国科学数据*, 5(1)) [DOI: 10.11922/csdata.2019.0019.zh]
- Liao Z M, He B B, Bai X J and Quan X W. 2019b. Improving forest height retrieval by reducing the ambiguity of volume-only coherence using multi-baseline PolInSAR data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(11): 8853-8866 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2923257]
- Liao Z M, He B B, Quan X W, van Dijk A I J M, Qiu S and Yin C M. 2019a. Biomass estimation in dense tropical forest using multiple information from single-baseline P-band PolInSAR data. *Remote Sensing of Environment*, 221: 489-507 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.027]
- Lin Q N, Huang H G, Chen L and Chen E X. 2017. Topographic correction method for steep mountain terrain images. *Journal of Remote Sensing*, 21(5): 776-784 (林起楠, 黄华国, 陈玲, 陈尔学. 2017. 陡峭山区影像的半经验地形校正. *遥感学报*, 21(5): 776-784) [DOI: 10.11834/jrs.20176384]
- Lin X W, Wen J G, Liu Q H, Xiao Q, You D Q, Wu S B, Hao D L and Wu X D. 2018. A multi-scale validation strategy for albedo products over rugged terrain and preliminary application in Heihe River Basin, China. *Remote Sensing*, 10(2): 156 [DOI: 10.3390/

- rs10020156]
- Liu X W, Wen J G, Wu S B, Hao D L, Xiao Q and Liu Q H. Advances in topographic correction methods for optical remote sensing imageries. *Journal of Remote Sensing(Chinese)*. 2020,24(6) (林兴稳, 闻建光, 吴胜标, 郝大磊, 肖青, 柳钦火. 2019. 地表反射率地形校正物理模型与效果评价方法研究进展. *遥感学报*(2020,24(6.)) [DOI: 10.11834/jrs.20209167]
- Liu C W, Gao Z Q, Li Y B, Gao C Y, Su Z B and Zhang X Y. 2019a. Surface energy budget observed for winter wheat in the north China plain during a fog-haze event. *Boundary-Layer Meteorology*, 170(3): 489-505 [DOI: 10.1007/s10546-018-0407-x]
- Liu D Y, Jia K, Wei X Q, Xia M, Zhang X W, Yao Y J, Zhang X T and Wang B. 2019b. Spatiotemporal comparison and validation of three global-scale fractional vegetation cover products. *Remote Sensing*, 11(21): 2524 [DOI: 10.3390/rs11212524]
- Liu E H, Zhou G S and Zhou L. 2019. Fraction of absorbed photosynthetically active radiation over summer maize canopy estimated by hyperspectral remote sensing under different drought conditions. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30(6): 2021-2029 (刘二华, 周广胜, 周莉. 2019. 不同干旱条件下夏玉米全生育期冠层吸收光合有效辐射比的高光谱遥感反演. *应用生态学报*, 30(6): 2021-2029) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201906.041]
- Liu K, Ren H G, Li S Y and Tan B Y. 2019. Automatic extraction of Tibet Plateau frozen lake based on Tiangong-2 multi-spectral data. *Infrared and Laser Engineering*, 48(3): 0303004 (刘康, 任海根, 李盛阳, 覃帮勇. 2019. 基于天宫二号多光谱数据的青藏高原冻湖自动提取. *红外与激光工程*, 48(3): 0303004) [DOI: 10.3788/IRLA201948.0303004]
- Liu K, Wang S D, Li X K and Wu T X. 2019c. Spatially disaggregating satellite land surface temperature with a nonlinear model across agricultural areas. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 124(11): 3232-3251 [DOI: 10.1029/2019JG005227]
- Liu L Y, Zhang X, Xie S, Liu X J, Song B W, Chen S Y and Peng D L. 2019e. Global white-sky and black-sky FAPAR retrieval using the energy balance residual method: algorithm and validation. *Remote Sensing*, 11(9): 1004 [DOI: 10.3390/rs11091004]
- Liu L Z, Zhao W H, Wu J J, Liu S S, Teng Y G, Yang J H and Han X Y. 2019d. The impacts of growth and environmental parameters on solar-induced chlorophyll fluorescence at seasonal and diurnal scales. *Remote Sensing*, 11(17): 2002 [DOI: 10.3390/rs11172002]
- Liu M B, Cao C X, Chen W and Wang X J. 2019f. Mapping canopy heights of poplar plantations in plain areas using ZY3-02 stereo and multispectral data. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(3): 106 [DOI: 10.3390/ijgi8030106]
- Liu N, Zou B, Feng H H, Wang W, Tang Y Q and Liang Y. 2019g. Evaluation and comparison of multiangle implementation of the atmospheric correction algorithm, Dark Target, and Deep Blue aerosol products over China. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(12): 8243-8268 [DOI: 10.5194/acp-19-8243-2019]
- Liu Q Y, Yu T and Gao H L. 2019h. Radiometric cross-calibration of GF-1 PMS sensor with a new BRDF model. *Remote Sensing*, 11(6): 707 [DOI: 10.3390/rs11060707]
- Liu Q Y, Zhang T L, Li Y Z, Bu C F and Zhang Q F. 2019i. Comparative analysis of fractional vegetation cover estimation based on multi-sensor data in a semi-arid sandy area. *Chinese Geographical Science*, 29(1): 166-180 [DOI: 10.1007/s11769-018-1010-2]
- Liu R, Wen J, Wang X, Wang Z L, Li Z C, Xie Y, Zhu L and Li D P. 2019j. Derivation of vegetation optical depth and water content in the source region of the yellow river using the FY-3B microwave data. *Remote Sensing*, 11(13): 1536 [DOI: 10.3390/rs11131536]
- Liu W W, Atherton J, Mottus M, Gastellu-Etchegorry J P, Malenovsky Z, Raunonen P, Åkerblom M, Mäkipää R and Porcar-Castell A. 2019k. Simulating solar-induced chlorophyll fluorescence in a boreal forest stand reconstructed from terrestrial laser scanning measurements. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111274 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111274]
- Liu X, Lv X B, Wu C M, Liu H, Huang H X, Li J, Li M M, Mao C and Zhou W X. 2020. Topographic correction method for high spatial resolution remote sensing data in mountainous area. *Earth Science*, 45(2): 645-662 (柳潇, 吕新彪, 吴春明, 刘洪, 黄瀚霄, 李俊, 李敏敏, 毛晨, 周文孝. 2020. 面向高空间分辨率遥感影像的山区地形校正方法. *地球科学*, 45(2): 645-662) [DOI: 10.3799/dqkx.2019.012]
- Liu X J, Guanter L, Liu L Y, Damm A, Malenovsky Z, Rascher U, Peng D L, Du S S and Gastellu-Etchegorry J P. 2019l. Downscaling of solar-induced chlorophyll fluorescence from canopy level to photosystem level using a random forest model. *Remote Sensing of Environment*, 231: 110772 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.035]
- Liu X J, Guo J, Hu J C and Liu L Y. 2019m. Atmospheric correction for tower-based solar-induced chlorophyll fluorescence observations at O<sub>2</sub>-A band. *Remote Sensing*, 11(3): 355 [DOI: 10.3390/rs11030355]
- Liu X Y, Tang B H, Wu H, Tang R L, Li Z L and Shang G F. 2019n. A method for angular normalization of land surface temperature products based on component temperatures and fractional vegetation cover//Proceedings of the IGARSS 2019 - 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama: IEEE: 1849-1852 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8899823]
- Liu X Y, Tang B H, Yan G J, Li Z L and Liang S L. 2019o. Retrieval of Global orbit drift corrected land surface temperature from long-term AVHRR Data. *Remote Sensing*, 11(23): 2843 [DOI: 10.3390/rs11232843]
- Liu Y B, Wu G P, Ke C Q. 2016. *Remote Sensing in Hydrology*. Beijing: Science Press (刘元波, 吴桂平, 柯长青等. 2016. 水文遥感. 北京: 科学出版社)
- Liu Z H, Ballantyne A P and Cooper L A. 2019q. Biophysical feedback of global forest fires on surface temperature. *Nature Communications*, 10(1): 214 [DOI: 10.1038/s41467-018-08237-z]
- Liu Z Q, Lu X L, An S Q, Heskell M, Yang H L and Tang J W. 2019p. Advantage of multi-band solar-induced chlorophyll fluorescence to derive canopy photosynthesis in a temperate forest. *Agricultural and Forest Meteorology*, 279: 107691 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107691]
- Liu Z W, Li S N, Zhang Y S, Guo Y H, Wei W and Wang K X. 2019. Evaporation characteristics of alpine meadow in Tibetan Plateau

- and the influencing factors. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 33(9): 87-93 (刘志伟, 李胜男, 张寅生, 郭燕红, 韦玮, 王坤鑫. 2019. 青藏高原高寒草原土壤蒸发特征及其影响因素. *干旱区资源与环境*, 33(9): 87-93 [DOI: 10.13448/j.cnki.jalre.2019.270])
- Lu Y J, Cai H J, Jiang T T, Sun S K, Wang Y B, Zhao J F, Yu X and Sun J X. 2019. Assessment of global drought propensity and its impacts on agricultural water use in future climate scenarios. *Agricultural and Forest Meteorology*, 278: 107623 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107623]
- Luo S X, Song C Q, Liu K, Ke L H and Ma R H. 2019a. An effective low-cost remote sensing approach to reconstruct the long-term and dense time series of area and storage variations for large lakes. *Sensors*, 19(19): 4247 [DOI: 10.3390/s19194247]
- Luo W, Xu X L, Liu W, Liu M X, Li Z W, Peng T, Xu C H, Zhang Y H and Zhang R F. 2019b. UAV based soil moisture remote sensing in a karst mountainous catchment. *CATENA*, 174: 478-489 [DOI: 10.1016/j.catena.2018.11.017]
- Lv S, Zeng Y, Su Z and Wen J. 2019. A closed-form expression of soil temperature sensing depth at L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 4889-4897. [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2893687]
- Ma B, Li J C, Fan W J, Ren H Z, Xu X R, Cui Y K and Peng J J. 2018. Application of an LAI inversion algorithm based on the unified model of canopy bidirectional reflectance distribution function to the heihe river basin. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 123(18): 10671-10687 [DOI: 10.1029/2018JD028415]
- Ma J, Xiao X M, Miao R H, Li Y, Chen B Q, Zhang Y and Zhao B. 2019a. Trends and controls of terrestrial gross primary productivity of China during 2000-2016. *Environmental Research Letters*, 14(8): 084032 [DOI: 10.1088/1748-9326/ab31e4]
- Ma Q, Wang K C and Wild M. 2015. Impact of geolocations of validation data on the evaluation of surface incident shortwave radiation from Earth System Models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 120(14): 6825-6844 [DOI: 10.1002/2014jd022572]
- Ma R, Husi L T, Shang H Z, A'NA R, He J, Han X and Wang Z M. 2019. Estimation of downward surface shortwave radiation from Himawari-8 atmospheric products. *Journal of Remote Sensing*, 23(5): 924-934 (马润, 胡斯勒图, 尚华哲, 阿娜日, 赫杰, 韩旭, 王子明. 2019. 基于葵花-8卫星大气产品的地表下行短波辐射计算. *遥感学报*, 23(5): 924-934) [DOI: 10.11834/jrs.20198033]
- Ma Y J, Li X Y, Liu L, Yang X F, Wu X C, Wang P, Lin H, Zhang G H and Miao C Y. 2019b. Evapotranspiration and its dominant controls along an elevation gradient in the Qinghai Lake watershed, northeast Qinghai-Tibet Plateau. *Journal of Hydrology*, 575: 257-268 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.05.019]
- Magruder L A and Brunt K M. 2018. Performance analysis of airborne photon-counting lidar data in preparation for the ICESat-2 mission. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(5): 2911-2918 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2786659]
- Maykut G A and Church P E. 1973. Radiation climate of barrow Alaska, 1962-66. *Journal of Applied Meteorology*, 12(4): 620-628 [DOI: 10.1175/1520-0450(1973)012<0620:rcoba>2.0.co;2]
- Melnikova I, Awaya Y, Saitoh T M, Muraoka H, Sasai T. 2018. Estimation of leaf area index in a mountain forest of central japan with a 30-m spatial resolution based on landsat operational land imager imagery: An application of a simple model for seasonal monitoring. *Remote Sensing*, 10(2): 179 [DOI: 10.3390/rs10020179]
- Meng X C, Cheng J, Zhao S H, Liu S H and Yao Y J. 2019. Estimating land surface temperature from landsat-8 data using the NOAA JPSS enterprise algorithm. *Remote Sensing*, 11(2): 155 [DOI: 10.3390/rs11020155]
- Ni W J, Zhang Z Y, Sun G Q and Liu Q H. 2019a. Modeling the stereoscopic features of mountainous forest landscapes for the extraction of forest heights from stereo imagery. *Remote Sensing*, 11(10): 1222 [DOI: 10.3390/rs11101222]
- Ni Z Y, Huo H Y, Tang S H, Li Z L, Liu Z G, Xu S and Chen B L. 2019b. Assessing the response of satellite sun-induced chlorophyll fluorescence and MODIS vegetation products to soil moisture from 2010 to 2017: a case in Yunnan Province of China. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 2278-2295 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1506186]
- Nicodemus F E, Richmond J C, Hsia J J, Ginsberg I W and Limperis T L. 1977. Geometrical considerations and nomenclature for reflectance. *UNT*
- Niu Z E, He H L, Zhu G F, Ren X L, Zhang L, Zhang K, Yu G R, Ge R, Li P, Zeng N and Zhu X B. 2019. An increasing trend in the ratio of transpiration to total terrestrial evapotranspiration in China from 1982 to 2015 caused by greening and warming. *Agricultural and Forest Meteorology*, 279: 107701 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107701]
- Painter T H, Rittger K, McKenzie C, Slaughter P, Davis R E and Dozier J. 2009. Retrieval of subpixel snow covered area, grain size, and albedo from MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 113(4): 868-879 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.01.001]
- Pan H Z, Chen Z X, de Wit A and Ren J J. 2019b. Joint assimilation of leaf area index and soil moisture from sentinel-1 and sentinel-2 data into the WOFOST model for winter wheat yield estimation. *Sensors*, 19(14): 3161 [DOI: 10.3390/s19143161]
- Pan H Z, Chen Z X, Ren J Q, Li H and Wu S R. 2019a. Modeling winter wheat leaf area index and canopy water content with three different approaches using sentinel-2 multispectral instrument data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 482-492 [DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2855564]
- Park S H, Jung H S, Choi J and Jeon S. 2017. A quantitative method to evaluate the performance of topographic correction models used to improve land cover identification. *Advances in Space Research*, 60(7): 1488-1503 [DOI: 10.1016/j.asr.2017.06.054]
- Peng H T, Ke C Q, Shen X Y, Li M M and Shao Z D. 2019a. Summer albedo variations in the Arctic Sea ice region from 1982 to 2015. *International Journal of Climatology* [DOI: 10.1002/joc.6379]
- Peng J, Muller J P, Blessing S, Giering R, Danne O, Gobron N, Kharbouche S, Ludwig R, Müller B, Leng G Y, You Q L, Duan Z and Dadson S. 2019b. Can we use satellite-based FAPAR to detect drought? *Sensors*, 19(17): 3662 [DOI: 10.3390/s19173662]

- Peng X M, She J F, Zhang S H, Tan J Z and Li Y. 2019c. Evaluation of multi-reanalysis solar radiation products using global surface observations. *Atmosphere*, 10(2): 42 [DOI: 10.3390/atmos10020042]
- Peng Y D, Li W S, Luo X B and Li H. 2019d. A Geographically and temporally weighted regression model for spatial downscaling of MODIS land surface temperatures over urban heterogeneous regions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 5012-5027 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2895351]
- Prata A J. 1996. A new long-wave formula for estimating downward clear-sky radiation at the surface. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 122(533): 1127-1151 [DOI: 10.1002/qj.49712253306]
- Qi J B, Xie D H, Guo D S and Yan G J. 2017. A Large-scale emulation system for realistic three-dimensional (3-D) forest simulation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 10(11): 4834-4843 [DOI: 10.1109/JSTARS.2017.2714423]
- Qi J B, Xie D H, Yin T G, Yan G J, Gastellu-Etchegorry J P, Li L Y, Zhang W M, Mu X H and Norford L K. 2019a. 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]
- Qi J B, Yin T G, Xie D H and Gastellu-Etchegorry J P. 2019b. Hybrid scene structuring for accelerating 3D radiative transfer simulations. *Remote Sensing*, 11(22): 2637 [DOI: 10.3390/rs11222637]
- Qian X, Qiu B and Zhang Y G. 2019. Widespread decline in vegetation photosynthesis in Southeast Asia due to the prolonged drought during the 2015/2016 El Niño. *Remote Sensing*, 11(8): 910 [DOI: 10.3390/rs11080910]
- Qiao B J, Zhu L P, Wang J B, Ju J T, Ma Q F, Huang L, Chen H, Liu C and Xu T. 2019a. Estimation of lake water storage and changes based on bathymetric data and altimetry data and the association with climate change in the central Tibetan Plateau. *Journal of Hydrology*, 578: 124052 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124052]
- Qiao B J, Zhu L P and Yang R M. 2019b. Temporal-spatial differences in lake water storage changes and their links to climate change throughout the Tibetan Plateau. *Remote Sensing of Environment*, 222: 232-243 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.037]
- 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]
- Qiu B, Chen J M, Ju W M, Zhang Q and Zhang Y G. 2019a. Simulating emission and scattering of solar-induced chlorophyll fluorescence at far-red band in global vegetation with different canopy structures. *Remote Sensing of Environment*, 233: 111373 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111373]
- Qiu B, Li W K, Wang X Q, Shang L Y, Song C Q, Guo W D and Zhang Y G. 2019b. Satellite-observed solar-induced chlorophyll fluorescence reveals higher sensitivity of alpine ecosystems to snow cover on the Tibetan Plateau. *Agricultural and Forest Meteorology*, 271: 126-134 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.02.045]
- Qiu F, Chen J M, Croft H, Li J, Zhang Q, Zhang Y Q and Ju W M. 2019c. Retrieving leaf chlorophyll content by incorporating variable leaf surface reflectance in the PROSPECT model. *Remote Sensing*, 11(13): 1572 [DOI: 10.3390/rs11131572]
- Qiu J X, Crow W T, Wagner W and Zhao T J. 2019d. Effect of vegetation index choice on soil moisture retrievals via the synergistic use of synthetic aperture radar and optical remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 80: 47-57 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.03.015]
- Qiu S, Zhu Z and He B B. 2019e. Fmask 4.0: improved cloud and cloud shadow detection in Landsats 4-8 and Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111205 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.024]
- Ran Y H and Li X. 2019. TanSat: a new star in global carbon monitoring from China. *Science Bulletin*, 64(5): 284-285 [DOI: 10.1016/j.scib.2019.01.019]
- Salomonson V V and Appel I. 2004. Estimating fractional snow cover from MODIS using the normalized difference snow index. *Remote Sensing of Environment*, 89: 351-360
- Santini F, Palombo A. 2019. Physically Based Approach for Combined Atmospheric and Topographic Corrections. *Remote Sensing*, 11(10): 1218 [DOI: https://doi.org/10.3390/rs11101218]
- Santos F, Meneses P and Hostert. 2019. Monitoring long-term forest dynamics with scarce data: a multi-date classification implementation in the Ecuadorian Amazon. *European Journal of Remote Sensing*, 52(sup1): 62-78 [DOI: 10.1080/22797254.2018.1533793]
- Schaepman-Strub G, Schaepman M E, Painter T H, Dangel S and Martonchik J V. 2006. Reflectance quantities in optical remote sensing—definitions and case studies. *Remote Sensing of Environment*, 103(1): 27-42 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.03.002]
- Shan N, Ju W M, Migliavacca M, Martini D, Guanter L, Chen J M, Goulas Y and Zhang Y G. 2019. Modeling canopy conductance and transpiration from solar-induced chlorophyll fluorescence. *Agricultural and Forest Meteorology*, 268: 189-201 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.01.031]
- Shao Z F, Pan Y, Diao C Y and Cai J J. 2019. Cloud detection in remote sensing images based on multiscale features-convolutional neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(6): 4062-4076 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2889677]
- Shi J and Dozier J. 2000a. Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR. I. Inferring snow density and subsurface properties. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6): 2465-2474 [DOI: 10.1109/36.885195]
- Shi J and Dozier J. 2000b. Estimation of snow water equivalence using SIR-C/X-SAR. II. Inferring snow depth and particle size. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6): 2475-2488 [DOI: 10.1109/36.885196]
- Shi J C. 2012. An automatic algorithm on estimating sub-pixel snow cover from MODIS. *Quaternary Sciences*, 32(1): 6-15 (施建成. 2012. MODIS 亚像元积雪覆盖反演算法研究. 第四纪研究, 32(1): 6-15) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-7410.2012.01.01]
- Shi J C, Dong X L, Zhao T J, Du J Y, Jiang L M, Du Y, Liu H, Wang Z Z, Ji D B and Xiong C. 2014. WCOM: the science scenario and

- objectives of a global water cycle observation mission//Proceedings of 2014 IEEE Geoscience and Remote Sensing Symposium. Quebec City: IEEE: 3646-3649 [DOI: 10.1109/IGARSS.2014.6947273]
- Shi J C, Xiong C and Jiang L M. 2016. Review of snow water equivalent microwave remote sensing. *Science China Earth Sciences*, 49(4): 731-745 [DOI: 10.1007/s11430-015-5225-0]
- Shi J C, Xiong C and Jiang L M. 2016. Review of snow water equivalent microwave remote sensing. *Science China Earth Sciences*, 46(4): 529-543 (施建成, 熊川, 蒋玲梅. 2016. 雪水当量主被动微波遥感研究进展. *中国科学(B辑)*, 46(4): 529-543) [DOI: 10.1360/N072015-00031]
- Shi Y R, Zhang Y F and Li R Y. 2019. Local-scale urban energy balance observation under various sky conditions in a humid subtropical region. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, 58(7): 1573-1591 [DOI: 10.1175/jamc-d-18-0273.1]
- Shimizu K, Ota T, Mizoue N and Yoshida S. 2018. Assessments of pre-processing methods for Landsat time series images of mountainous forests in the tropics. *Journal of Forest Research*, 23(3): 139-148 [DOI: 10.1080/13416979.2018.1434034]
- Shui T T, Liu J, Xiao Y and Shi L Y. 2019. Effects of snow cover on urban surface energy exchange: observations in Harbin, China during the winter season. *International Journal of Climatology*, 39(3): 1230-1242 [DOI: 10.1002/joc.5873]
- Singh S, Sood V, Kaur R and Prashar S. 2019. An efficient algorithm for detection of seasonal snow cover variations over undulating North Indian Himalayas, India. *Advances in Space Research*, 64(2): 314-327 [DOI: 10.1016/j.asr.2019.04.016]
- Smith L C. 1997. Satellite remote sensing of river inundation area, stage, and discharge: a review. *Hydrological Processes*, 11(10): 1427-1439 [DOI: 10.1002/(SICI)1099-1085(199708)11:10<1427::AID-HYP473>3.0.CO;2-S]
- Smith L C and Pavelsky T M. 2009. Remote sensing of volumetric storage changes in lakes. *Earth Surface Processes and Landforms*, 34(10): 1353-1358 [DOI: 10.1002/esp.1822]
- Sola I, González-Audicana M and Álvarez-Mozos J. 2016. Multi-criteria evaluation of topographic correction methods. *Remote Sensing of Environment*, 184: 247-262 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.07.002]
- Song L and Wu R G. 2019. Intraseasonal snow cover variations over Western Siberia and associated atmospheric processes. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(16): 8994-9010 [DOI: 10.1029/2019JD030479]
- Su W, Huang J X, Liu D S and Zhang M Z. 2019a. Retrieving corn canopy leaf area index from multitemporal landsat imagery and terrestrial LiDAR data. *Remote Sensing*, 11(5): 572 [DOI: 10.3390/rs11050572]
- Su W, Sun Z P, Chen W H, Zhang X D, Yao C, Wu J Y, Huang J X and Zhu D H. 2019b. Joint retrieval of growing season corn canopy LAI and leaf chlorophyll content by fusing sentinel-2 and MODIS images. *Remote Sensing*, 11(20): 2409 [DOI: 10.3390/rs11202409]
- Sui Y L, He B and Fu T J. 2019. Energy-based cloud detection in multispectral images based on the SVM technique. *International Journal of Remote Sensing*, 40(14): 5530-5543 [DOI: 10.1080/01431161.2019.1580788]
- Sun J, Shi S, Yang J, Gong W, Qiu F, Wang L C, Du L and Chen B W. 2019. Wavelength selection of the multispectral lidar system for estimating leaf chlorophyll and water contents through the PROSPECT model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 266-267: 43-52 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.11.035]
- Sun Q, Jiao Q J and Dai H Y. 2019. Research on retrieving corn canopy chlorophyll content under different leaf inclination angle distribution types based on spectral indices. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 39(7): 2257-2263 (孙奇, 焦全军, 戴华阳. 2019. 基于光谱指数的不同叶倾角分布下玉米冠层叶绿素含量反演. *光谱学与光谱分析*, 39(7): 2257-2263)
- Sun Y S, Wang W F and Li G C. 2019. Spatial distribution of forest carbon storage in Maoershan region, Northeast China based on geographically weighted regression kriging model. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30(5): 1642-1650 (孙钰森, 王维芳, 李国春. 2019. 基于地理加权回归克里格模型的帽儿山地区森林碳储量空间分布. *应用生态学报*, 30(5): 1642-1650) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201905.024]
- Swinbank W C. 1963. Long-wave radiation from clear skies. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 89(381): 339-348 [DOI: 10.1002/qj.49708938105]
- Tan J C, NourEldeen N, Mao K B, Shi J C, Li Z L, Xu T R and Yuan Z J. 2019a. Deep learning convolutional neural network for the retrieval of land surface temperature from AMSR2 data in China. *Sensors*, 19(3): 2987 [DOI: 10.3390/s19132987]
- Tan S, Wu B F and Yan N N. 2019b. A method for downscaling daily evapotranspiration based on 30-m surface resistance. *Journal of Hydrology*, 577: 123882 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.06.054]
- Tang R L, Li Z L and Sun X M. 2013. Temporal upscaling of instantaneous evapotranspiration: an intercomparison of four methods using eddy covariance measurements and MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 138: 102-118 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.07.001]
- Tang R L, Li Z L, Huo X, Jiang Y Z, Tang B H and Wu H. 2019. A re-examination of two methods for estimating daily evapotranspiration from remotely sensed instantaneous observations. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1981-1995
- Tang R Y, Zhao X, Zhou T, Jiang B, Wu D H and Tang B J. 2018. Assessing the impacts of urbanization on albedo in Jing-Jin-Ji Region of China. *Remote Sensing*, 10(7): 1096 [DOI: 10.3390/rs10071096]
- Tao G F, Jia K, Zhao X, Wei X Q, Xie X H, Zhang X W, Wang B, Yao Y J and Zhang X T. 2019a. Generating high spatio-temporal resolution fractional vegetation cover by Fusing GF-1 WFV and MODIS data. *Remote Sensing*, 11(19): 2324 [DOI: 10.3390/rs11192324]
- Tao L L, Wang G J, Chen W J, Chen X, Li J and Cai Q K. 2019b. Soil moisture retrieval from SAR and optical data using a combined model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 637-647 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2891583]

- Tao M H, Wang J, Li R, Wang L L, Wang L C, Wang Z F, Tao J H, Che H Z and Chen L F. 2019c. Performance of MODIS high-resolution MAIAC aerosol algorithm in China: characterization and limitation. *Atmospheric Environment*, 213: 159-169 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2019.06.004]
- Verrelst J, Camps-Valls G, Muñoz-Mari J, Rivera J P, Veroustraete F, Clevers J G P W and Moreno J. 2015. Optical remote sensing and the retrieval of terrestrial vegetation bio-geophysical properties-A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 273-290 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.05.005]
- Wahr J, Molenaar M and Bryan F. 1998. Time variability of the Earth's gravity field: hydrological and oceanic effects and their possible detection using GRACE. *Journal of Geophysical Research*, 103 (B12): 30205-30229 [DOI: 10.1029/98JB02844]
- Wang C G, Duan S B, Zhang X Y, Wu H, Gao M F and Leng P. 2019a. An alternative split-window algorithm for retrieving land surface temperature from Visible Infrared Imaging Radiometer Suite data. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1640-1654 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1492180]
- Wang G X, Jiang L M, Shi J C, Liu X J, Yang J W and Cui H Z. 2019b. Snow-covered area retrieval from Himawari - 8 AHI imagery of the Tibetan Plateau. *Remote Sensing*, 11(20): 2391 [DOI: 10.3390/rs11202391]
- Wang H, Mao K B, Mu F Y, Shi J C, Yang J, Li Z L and Qin Z H. 2019c. A split window algorithm for retrieving land surface temperature from FY-3D MERSI-2 data. *Remote Sensing*, 11(18): 2083 [DOI: 10.3390/rs11182083]
- Wang H B, Li X, Ma M G and Geng L Y. 2019d. Improving estimation of gross primary production in dryland ecosystems by a model-data fusion approach. *Remote Sensing*, 11(3): 225 [DOI: 10.3390/rs11030225]
- Wang J, Li H P, Lu H Y, Zhang R Q and Cao X S. 2019. Dry-wet edge based on land surface temperature and leaf area index and estimation of regional evapotranspiration. *Arid Zone Research*, 36(2): 395-402 (王军, 李和平, 鹿海员, 张瑞强, 曹雪松. 2019. 基于地表温度和叶面积指数的干湿限研究及区域蒸散发估算, 36(2): 395-402) [DOI: 10.13866/j.azr.2019.02.15]
- Wang J, Yan Q W, Tan X L and Zou Y J. 2019. Vegetation coverage dynamics and its driving factors in Inner Mongolia based on FVC information entropy. *Forest Resources Management*, (4): 159-167 (王瑾, 闫庆武, 谭学玲, 邹雅婧. 2019. 内蒙古地区植被覆盖动态及驱动因素分析. *林业资源管理*, (4): 159-167) [DOI: 10.13466/j.cnki.lyzyl.2019.04.023]
- Wang K C and Dickinson R E. 2012. A review of global terrestrial evapotranspiration: observation, modeling, climatology, and climatic variability. *Reviews of Geophysics*, 50(2): (RG2005 [DOI: 10.1029/2011RG000373])
- Wang L F, Zhang S C, Zhang C L, Che T, Su L, Wan T H and Zhang X J. 2019. The study of ground-based GPS retrieved snow depth in Altay. *Desert and Oasis Meteorology*, 13(1): 93-98 (王力福, 张双成, 张成龙, 车涛, 苏磊, 万田荷, 张晓娟. 2019. 地基GPS用于阿勒泰积雪深度反演研究. *沙漠与绿洲气象*, 13(1): 93-98) [DOI: 10.12057/j.issn.1002-0799.2019.01.013]
- Wang L J, Guo N, Wang W and Zuo H C. 2019e. Optimization of the local split-window algorithm for FY-4A land surface temperature retrieval. *Remote Sensing*, 11(17): 2016 [DOI: 10.3390/rs11172016]
- Wang L L, Liu J K, Gao Z Q, Li Y B, Huang M, Fan S H, Zhang X Y, Yang Y J, Miao S G, Zou H, Sun Y L, Chen Y and Yang T. 2019f. Vertical observations of the atmospheric boundary layer structure over Beijing urban area during air pollution episodes. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(10): 6949-6967 [DOI: 10.5194/acp-19-6949-2019]
- Wang L S, Kaban M K, Thomas M, Chen C and Ma X. 2019g. The challenge of spatial resolutions for GRACE-based estimates volume changes of larger man-made lake: the case of China's three gorges reservoir in the Yangtze River. *Remote Sensing*, 11(1): 99 [DOI: 10.3390/rs11010099]
- Wang M M, He G J, Zhang Z M, Wang G Z, Wang Z H, Yin R Y, Cui S A, Wu Z J and Cao X J. 2019h. A radiance-based split-window algorithm for land surface temperature retrieval: theory and application to MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 76: 204-217 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.11.015]
- Wang M, Jia X J, Ge J W and Qian Q F. 2019i. Changes in the relationship between the interannual variation of eurasian snow cover and spring SAT over Eastern Eurasia. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(2): 468-487 [DOI: 10.1029/2018JD029077]
- Wang M M, Zhang Z J, Hu T and Liu X G. 2019j. A practical single-channel algorithm for land surface temperature retrieval: application to landsat series data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(1): 299-316 [DOI: 10.1029/2018JD029330]
- Wang P, Li D, Liao W L, Rigden A and Wang W. 2019k. Contrasting evaporative responses of ecosystems to heatwaves traced to the opposing roles of vapor pressure deficit and surface resistance. *Water Resources Research*, 55(6): 4550-4563 [DOI: 10.1029/2019wr024771]
- Wang R K, Wang J, Zhu G F, Li H Y, Shao D H and Hao X H. 2019l. Estimation of surface latent heat fluxes in an oasis utilizing a two-source energy balance model based on land surface temperature decomposition. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(3): 034504 [DOI: 10.1117/1.JRS.13.034504]
- Wang S, Garcia M, Bauer-Gottwein P, Jakobsen J, Zarco-Tejada P J, Bandini F, Paz V S and Ibrom A. 2019m. High spatial resolution monitoring land surface energy, water and CO<sub>2</sub> fluxes from an Unmanned Aerial System. *Remote Sensing of Environment*, 229: 14-31 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.040]
- Wang S H, Ju W M, Peñuelas J, Cescatti A, Zhou Y Y, Fu Y S, Huete A, Liu M and Zhang Y G. 2019n. Urban-rural gradients reveal joint control of elevated CO<sub>2</sub> and temperature on extended photosynthetic seasons. *Nature Ecology and Evolution*, 3(7): 1076-1085 [DOI: 10.1038/s41559-019-0931-1]
- Wang T, Tang R L, Li Z L, Jiang Y Z, Liu M, Tang B H and Wu H. 2019. Temporal upscaling methods for daily evapotranspiration estimation from remotely sensed instantaneous observations. *Jour-*

- nal of Remote Sensing, 23(5): 813-830 (王桐, 唐荣林, 李召良, 姜亚珍, 刘萌, 唐伯惠, 吴骅. 2019. 遥感反演蒸散发的日尺度扩展方法研究进展. 遥感学报, 23(5): 813-830) [DOI: 10.11834/jrs.20197434]
- Wang X and Xu F. 2019. A PolinSAR inversion error model on polarimetric system parameters for forest height mapping. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(8): 5669-5685 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2901531]
- Wang X R, Qiu B, Li W K and Zhang Q. 2019o. Impacts of drought and heatwave on the terrestrial ecosystem in China as revealed by satellite solar-induced chlorophyll fluorescence. *Science of the Total Environment*, 693: 133627 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.133627]
- Wang Y L, Huang X D, Wang J S, Zhou M Q and Liang T G. 2019p. AMSR2 snow depth downscaling algorithm based on a multifactor approach over the Tibetan Plateau, China. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111268 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111268]
- Wang Y B, Ma J, Xiao X M, Wang X X, Dai S Q and Zhao B. 2019q. Long-term dynamic of Poyang Lake surface water: a mapping work based on the google earth engine cloud platform. *Remote Sensing*, 11(3): 313 [DOI: 10.3390/rs11030313]
- Wang Y, Ni W J, Sun G Q, Chi H, Zhang Z Y and Guo Z F. 2019r. Slope-adaptive waveform metrics of large footprint lidar for estimation of forest aboveground biomass. *Remote Sensing of Environment*, 224: 386-400 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.017]
- Wei J, Li Z Q, Peng Y R, Sun L and Yan X. 2019a. A regionally robust high-spatial-resolution aerosol retrieval algorithm for MODIS images over eastern China. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 4748-4757 [DOI: 10.1109/tgrs.2019.2892813]
- Wei J, Tang X G, Gu Q, Wang M, Ma M G and Han X J. 2019b. Using solar-induced chlorophyll fluorescence observed by OCO-2 to Predict Autumn crop production in China. *Remote Sensing*, 11(14): 1715 [DOI: 10.3390/rs11141715]
- Wei S S, Fang H L, Schaaf C, He L M and Chen J M. 2019c. Global 500 m clumping index product derived from MODIS BRDF data (2001-2017). *Remote Sensing of Environment*, 232: 111296 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111296]
- Wei Y, Zhang X T, Hou N, Zhang W Y, Jia K and Yao Y J. 2019d. Estimation of surface downward shortwave radiation over China from AVHRR data based on four machine learning methods. *Solar Energy*, 177: 32-46 [DOI: 10.1016/j.solener.2018.11.008]
- Wen J G, Liu Q, Tang Y, Dou B C, You D Q, Xiao Q, Liu Q H and Li X W. 2015. Modeling land surface reflectance coupled BRDF for HJ-1/CCD data of rugged terrain in Heihe River Basin, China. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(4): 1506-1518 [DOI: 10.1109/JSTARS.2015.2416254]
- Wen J Q, Liu Q, Xiao Q, Liu Q H, You D Q, Hao D L, Wu S B and Lin X W. 2018. Characterizing land surface anisotropic reflectance over rugged terrain: a review of concepts and recent developments. *Remote Sensing*, 10(3): 370 [DOI: 10.3390/rs10030370]
- Widlowski J L, Côté J F and Béland M. 2014. Abstract tree crowns in 3D radiative transfer models: impact on simulated open-canopy reflectances. *Remote Sensing of Environment*, 142: 155-175 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.11.016]
- Wild M, Folini D, Hakuba M Z, Schär C, Seneviratne S I, Kato S, Rutan D, Ammann C, Wood E F and König-Langlo G. 2015. The energy balance over land and oceans: an assessment based on direct observations and CMIP5 climate models. *Climate Dynamics*, 44(11/12): 3393-3429 [DOI: 10.1007/s00382-014-2430-z]
- Wu C J, Wang C C, Shen P, Zhu J J, Fu H Q and Gao H. 2019a. Forest height estimation using PolInSAR optimal normal matrix constraint and cross-iteration method. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(8): 1245-1249 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2895869]
- Wu C Y, Cao G C, Chen K L, E C Y, Mao Y H, Zhao S K, Wang Q, Su X Y and Wei Y L. 2019b. Remotely sensed estimation and mapping of soil moisture by eliminating the effect of vegetation cover. *Journal of Integrative Agriculture*, 18(2): 316-327 [DOI: 10.1016/S2095-3119(18)61988-4]
- Wu H and Li W. 2019. Downscaling land surface temperatures using a random forest regression model with multitype predictor variables. *IEEE Access*, 7: 21904-21916 [DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2896241]
- Wu H B. 2019. Studies on changes in water level and storage of Bosten Lake based on satellite-borne radar altimetry data. *Journal of Water Resources and Water Engineering*, 30(3): 9-16, 23 (吴红波. 2019. 基于星载雷达测高资料估计博斯腾湖水位-水量变化研究. 水资源与水工程学报, 30(3): 9-16, 23) [DOI: 10.11705/j.issn.1672-643X.2019.03.02]
- Wu J H, Zhong B, Tian S F, Yang A X and Wu J J. 2019c. Downscaling of urban land surface temperature based on multi-factor geographically weighted regression. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(8): 2897-2911 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2919936]
- Wu P H, Yin Z X, Yang H, Wu Y L and Ma X S. 2019d. Reconstructing geostationary satellite land surface temperature imagery based on a multiscale feature connected convolutional neural network. *Remote Sensing*, 11(3): 300 [DOI: 10.3390/rs11030300]
- Wu S B, Wen J G, Gastellu-Etchegorry J P, Liu Q H, You D Q, Xiao Q, Hao D L, Lin X W and Yin T G. 2019e. The definition of remotely sensed reflectance quantities suitable for rugged terrain. *Remote Sensing of Environment*, 225: 403-415 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.005]
- Wu S B, Wen J G, Lin X W, Hao D L, You D Q, Xiao Q, Liu Q H and Yin T G. 2019f. Modeling discrete forest anisotropic reflectance over a sloped surface with an extended GOMS and SAIL model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(2): 944-957 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2863605]
- Wu S B, Wen J G, Xiao Q, Liu Q H, Hao D L, Lin X W and You D Q. 2019g. Derivation of kernel functions for kernel-driven reflectance model over sloping terrain. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 396-409 [DOI: 10.1109/Jstars.2018.2854771]
- Wu T T, Han L and Liu Q. 2019h. A novel algorithm for differentiating



- cloud from snow sheets using Landsat 8 OLI imagery. *Advances in Space Research*, 64(1): 79-87 [DOI: 10.1016/j.asr.2019.03.014]
- Wu X D, Xiao Q, Wen J G and You D Q. 2019i. Direct comparison and triple collocation: which is more reliable in the validation of coarse-scale satellite surface albedo products. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(10): 5198-5213 [DOI: 10.1029/2018jd029937]
- Wu X D, Xiao Q, Wen J G, You D Q and Hueni A. 2019j. Advances in quantitative remote sensing product validation: overview and current status. *Earth-Science Reviews*, 196: 102875 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2019.102875]
- Xia H P, Chen Y H, Li Y and Quan J L. 2019. Combining kernel-driven and fusion-based methods to generate daily high-spatial-resolution land surface temperatures. *Remote Sensing of Environment*, 224: 259-274 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.006]
- Xiao X X, Zhang T J, Zhong X Y, Li X D and Li Y X. 2019. Spatio-temporal variation of snow depth in the Northern Hemisphere from 1992 to 2016. *The Cryosphere Discussions* [DOI: 10.5194/tc-2019-33]
- Xiao X X, Zhang T J, Zhong X Y, Shao W W and Li X D. 2018. Support vector regression snow-depth retrieval algorithm using passive microwave remote sensing data. *Remote Sensing of Environment*, 210: 48-64 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.03.008]
- Xie J K, Xu Y P, Wang Y T, Gu H T, Wang F M and Pan S L. 2019a. Influences of climatic variability and human activities on terrestrial water storage variations across the Yellow River basin in the recent decade. *Journal of Hydrology*, 579: 124218 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124218]
- Xie M M, Wang Z Q, Huete A, Brown L A, Wang H Y, Xie Q Y, Xu X P and Ding Y L. 2019b. Estimating peanut leaf chlorophyll content with dorsiventral leaf adjusted indices: minimizing the impact of spectral differences between adaxial and abaxial leaf surfaces. *Remote Sensing*, 11(18): 2148 [DOI: 10.3390/rs11182148]
- Xie X Y, Li A N, Jin H A, Tan J B, Wang C B, Lei G B, Zhang Z J, Bian J H and Nan X. 2019c. Assessment of five satellite-derived LAI datasets for GPP estimations through ecosystem models. *Science of the Total Environment*, 690: 1120-1130 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.06.516]
- Xu J, Yao Y J, Tan K R, Li Y F, Liu S M, Shang K, Jia K, Zhang X T, Chen X W and Bei X Y. 2019a. Integrating latent heat flux products from MODIS and landsat data using multi-resolution kalman filter method in the midstream of Heihe River Basin of Northwest China. *Remote Sensing*, 11(15): 1787 [DOI: 10.3390/rs11151787]
- Xu M Z, Liu R G, Chen J M, Liu Y, Shang R, Ju W M, Wu C Y and Huang W J. 2019b. Retrieving leaf chlorophyll content using a matrix-based vegetation index combination approach. *Remote Sensing of Environment*, 224: 60-73 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.039]
- Xu S, Cheng J and Zhang Q. 2019c. Reconstructing all-weather land surface temperature using the bayesian maximum entropy method over the Tibetan Plateau and Heihe River Basin. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(9): 3307-3316 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2921924]
- Xu T R, Guo Z X, Xia Y L, Ferreira V G, Liu S M, Wang K C, Yao Y J, Zhang X J and Zhao C S. 2019d. Evaluation of twelve evapotranspiration products from machine learning, remote sensing and land surface models over conterminous United States. *Journal of Hydrology*, 578: 124105 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124105]
- Xu T R, He X L, Bateni S M, Auligne T, Liu S M, Xu Z W, Zhou J and Mao K B. 2019e. Mapping regional turbulent heat fluxes via variational assimilation of land surface temperature data from polar orbiting satellites. *Remote Sensing of Environment*, 221: 444-461 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.023]
- Xu X J, Du H Q, Fan W L, Hu J G, Mao F J and Dong H. 2019f. Long-term trend in vegetation gross primary production, phenology and their relationships inferred from the FLUXNET data. *Journal of Environmental Management*, 246: 605-616 [DOI: 10.1016/j.jenvman.2019.06.023]
- Xu X Q, Lu J S, Zhang N, Yang T C, He J Y, Yao X, Cheng T, Zhu Y, Cao W X and Tian Y C. 2019g. Inversion of rice canopy chlorophyll content and leaf area index based on coupling of radiative transfer and Bayesian network models. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 150: 185-196 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.02.013]
- Yang B, Knyazikhin Y, Xie D, Zhao H, Zhang J and Wu Y. Influence of Leaf Specular Reflection on Canopy Radiative Regime Using an Improved Version of the Stochastic Radiative Transfer Model. *Remote Sens.* 2018, 10, 1632
- Yang C J, Huang H, Ni J and Yang D F. 2019a. Effects of Topographic normalization on the relationship between tropical forest biomass and landsat TM images. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 47(4): 595-601 [DOI: 10.1007/s12524-018-0902-z]
- Yang G, Sun W W, Shen H F, Meng X C and Li J L. 2019b. An integrated method for reconstructing daily MODIS land surface temperature data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(3): 1026-1040
- Yang H T, Xu H Q, Shi T T and Chen S M. 2019. Fractional vegetation cover change based on vegetation seasonal variation correction: a case in Lianjiang County, Fujian Province, China. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30(1): 285-291 (杨绘婷, 徐涵秋, 施婷婷, 陈善沐. 2019. 基于植被信息季节变换的植被覆盖度变化——以福建省连江县为例. *应用生态学报*, 30(1): 285-291) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201901.016]
- Yang J, Jin S H, Xiao X M, Jin C, Xia J H, Li X M and Wang S J. 2019e. Local climate zone ventilation and urban land surface temperatures: towards a performance-based and wind-sensitive planning proposal in megacities. *Sustainable Cities and Society*, 47: 101487 [DOI: 10.1016/j.scs.2019.101487]
- Yang J F and Zhang D J. 2019. Soil moisture estimation with a remotely sensed dry edge determination based on the land surface temperature-vegetation index method. *Journal of Applied Remote Sensing*, 13(2): 024511 [DOI: 10.1117/1.JRS.13.024511]
- Yang J W, Jiang L M, Luoju K, Pan J M, Lemmetyinen J, Takala M and Wu S L. 2019d. Snow depth estimation and historical data re-

- construction over china based on a random forest machine learning approach. *The Cryosphere*, in press, 2020 [DOI: 10.5194/tc-2019-161]
- Yang J W, Jiang L M, Wu S L, Wang G X, Wang J and Liu X J. 2019c. Development of a snow depth estimation algorithm over China for the FY-3D/MWRI. *Remote Sensing*, 11(3): 977 [DOI: 10.3390/rs11080977]
- Yang M, Xu W B, Li J W, Zhou Z Y and Lu Y. 2019f. A modified version of BRDF model based on Kubelka-Munk theory for coating materials. *Optik*, 193: 162982 [DOI: 10.1016/j.ijleo.2019.162982]
- Yang Q Q, Huang X and Tang Q H. 2019g. The footprint of urban heat island effect in 302 Chinese cities: temporal trends and associated factors. *Science of the Total Environment*, 655: 652-62 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.11.171]
- Yang X B, Wang C, Pan F F, Nie S, Xi X H and Luo S Z. 2019h. Retrieving leaf area index in discontinuous forest using ICESat/GLAS full-waveform data based on gap fraction model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 148: 54-62 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.12.010]
- Yang Y, Chen R S, Song Y X, Han C T, Liu J F and Liu Z W. 2019i. Sensitivity of potential evapotranspiration to meteorological factors and their elevational gradients in the Qilian Mountains, northwestern China. *Journal of Hydrology*, 568: 147-159 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2018.10.069]
- Yang Y T and Roderick M L. 2019. Radiation, surface temperature and evaporation over wet surfaces. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 145(720): 1118-1129 [DOI: 10.1002/qj.3481]
- Yao T D, Xue Y K, Chen D L, Chen F H, Thompson L, Cui P, Koike T, Lau W K M, Lettenmaier D, Mosbrugger V, Zhang R H, Xu B Q, Dozier J, Gillespie T, Gu Y, Kang S C, Piao S L, Sugimoto S, Ueno K, Wang L, Wang W C, Zhang F, Sheng Y W, Guo W D, Ailikun, Yang X X, Ma Y M, Shen S S P, Su Z B, Chen F, Liang S L, Liu Y M, Singh V P, Yang K, Yang D Q, Zhao X Q, Qian Y, Zhang Y and Li Q. 2019a. Recent third pole's rapid warming accompanies cryospheric melt and water cycle intensification and interactions between monsoon and environment: multidisciplinary approach with observations, modeling, and analysis. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(3): 423-444 [DOI: 10.1175/Bams-D-17-0057.1]
- Yao Y J, Zhang Y H, Liu Q, Liu S M, Jia K, Zhang X T, Xu Z W, Xu T R, Chen J Q and Fisher J B. 2019b. Evaluation of a satellite-derived model parameterized by three soil moisture constraints to estimate terrestrial latent heat flux in the Heihe River basin of Northwest China. *Science of the Total Environment*, 695: 133787 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.133787]
- Yin C, Lopez-Baeza E, Martin-Neira M, Fernandez-Moran R, Yang L, Navarro-Camba E A, Egido A, Mollfulleda A, Li W Q, Cao Y C, Zhu B and Yang D K. 2019a. Intercomparison of soil moisture retrieved from GNSS-R and from passive L-band radiometry at the Valencia anchor station. *Sensors*, 19(8): 1900 [DOI: 10.3390/s19081900]
- Yin G F, Li A N, Wu S B, Fan W L, Zeng Y L, Yan K, Xu B D, Li J and Liu Q H. 2018. PLC: a simple and semi-physical topographic correction method for vegetation canopies based on path length correction. *Remote Sensing of Environment*, 215: 184-198 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.06.009]
- Yin G F, Verger A, Qu Y H, Zhao W, Xu B D, Zeng Y L, Liu K, Li J and Liu Q H. 2019b. Retrieval of high spatiotemporal resolution leaf area index with gaussian processes, wireless sensor network, and satellite data fusion. *Remote Sensing*, 11(3): 244 [DOI: 10.3390/rs11030244]
- Yin W J, Hu L T, Han S C, Zhang M L and Teng Y G. 2019c. Reconstructing terrestrial water storage variations from 1980 to 2015 in the Beishan Area of China. *Geofluids*, 2019: 3874742 [DOI: 10.1155/2019/3874742]
- Yu B, Shang S H, Zhu W B, Gentine P and Cheng Y. 2019a. Mapping daily evapotranspiration over a large irrigation district from MODIS data using a novel hybrid dual-source coupling model. *Agricultural and Forest Meteorology*, 276-277: 107612 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.06.011]
- Yu K G, Li Y W and Chang X. 2019b. Snow depth estimation based on combination of pseudorange and carrier phase of GNSS dual-frequency signals. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(3): 1817-1828 [DOI: 10.1109/tgrs.2018.2869284]
- Yu L J, Yang Q H, Zhou M Y, Lenschow D H, Wang X Q, Zhao J C, Sun Q Z, Tian Z X, Shen H and Zhang L. 2019c. The variability of surface radiation fluxes over landfast sea ice near Zhongshan Station, East Antarctica during austral spring. *International Journal of Digital Earth*, 12(8): 860-877 [DOI: 10.1080/17538947.2017.1304458]
- Yu S S, Xin X Z, Liu Q H, Zhang H L and Li L. 2019d. An improved parameterization for retrieving clear-sky downward longwave radiation from satellite thermal infrared data. *Remote Sensing*, 11(4): 425 [DOI: 10.3390/rs11040425]
- Yu W P, Ma M G, Yang H, Tan J L and Li X L. 2019e. Supplement of the radiance-based method to validate satellite-derived land surface temperature products over heterogeneous land surfaces. *Remote Sensing of Environment*, 230: 111188 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.05.007]
- Yu Y C, Shi J C, Wang T X, Letu H S, Yuan P F, Zhou W and Hu L. 2019f. Evaluation of the himawari-8 Shortwave Downward Radiation (SWDR) product and its comparison with the CERES-SYN, MERRA-2, and ERA-Interim datasets. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 519-532 [DOI: 10.1109/jstars.2018.2851965]
- Yuan W P, Zheng Y, Piao S L, Ciaia P, Lombardozzi D, Wang Y P, Ryu Y, Chen G X, Dong W J, Hu Z M, Jain A K, Jiang C Y, Kato E, Li S H, Lienert S, Liu S G, Nabel J E S M, Qin Z C, Quine T, Sitch S, Smith W K, Wang F, Wu C Y, Xiao Z Q and Yang S. 2019. Increased atmospheric vapor pressure deficit reduces global vegetation growth. *Science Advances*, 5(8): eaax1396 [DOI: 10.1126/sciadv.aax1396]
- Zeng Q, Cheng J and Dong L. 2019. Assessment of the long-term high spatial resolution Global Land Surface Satellite (GLASS) surface

- longwave radiation product using ground measurements. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing
- Zeng Z Y, Gan Y J, Kettner A J, Yang Q, Zeng C, Brakenridge G R and Hong Y. 2020. Towards high resolution flood monitoring: an integrated methodology using passive microwave brightness temperatures and Sentinel synthetic aperture radar imagery. *Journal of Hydrology*, 582: 124377 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124377]
- Zhan X C, Xiao Z Q, Jiang J Y and Shi H Y. 2019. A Data Assimilation Method for Simultaneously Estimating the Multiscale Leaf Area Index from Time-Series Multi-Resolution Satellite Observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(11): 9344-9361 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2926392]
- Zhang A Y and Zhang X L. 2019. Land surface temperature retrieved from Landsat-8 and comparison with MODIS temperature product. *Journal of Beijing Forestry University*, 41(3): 1-13 (张爱因, 张晓丽. Landsat-8地表温度反演及其与MODIS温度产品的对比分析. *北京林业大学学报*, 41(3): 1-13) [DOI: 10.13332/j.1000-1522.20180234]
- Zhang G D, Zhou H M, Wang C J, Xue H Z, Wan g J D and Wan H W. 2019b. Time series high-resolution land surface albedo estimation based on the ensemble kalman filter algorithm. *Remote Sensing*, 11(7): 753 [DOI: 10.3390/rs11070753]
- Zhang G Q, Chen W F and Xie H J. 2019a. Tibetan Plateau's lake level and volume changes from NASA's ICESat/ICESat-2 and Landsat missions. *Geophysical Research Letters*, 46(22): 13107-13118 [DOI: 10.1029/2019GL085032]
- Zhang G Q, Yao T D, Chen W F, Zheng G X, Shum C K, Yang K, Piao S L, Sheng Y W, Yi S, Li J L, O'Reilly C M, Qi S H, Shen S S P, Zhang H B and Jia Y Y. 2019c. Regional differences of lake evolution across China during 1960s - 2015 and its natural and anthropogenic causes. *Remote Sensing of Environment*, 221: 386-404 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.11.038]
- Zhang H B, Zhang F, Zhang G Q, Che T, Yan W, Ye M and Ma N. 2019d. Ground-based evaluation of MODIS snow cover product V6 across China: implications for the selection of NDSI threshold. *Science of the Total Environment*, 651: 2712-2726 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.10.128]
- Zhang J C and Zhou W Z. 2019. Spatial-temporal changes of fraction of absorbed photosynthetically active radiation in Qinling-Daba Mountains from 2006 to 2015. *Chinese Journal of Ecology*, 38(5): 1453-1463 (章金城, 周文佐. 2019. 2006-2015年秦巴山区植被光合有效辐射吸收比例的时空变化特征. *生态学杂志*, 38(5): 1453-1463) [DOI: 10.13292/j.1000-4890.201905.018]
- Zhang J L, Lu C, Xu H and Wang G X. 2019e. Estimating above-ground biomass of *Pinus densata*-dominated forests using Landsat time series and permanent sample plot data. *Journal of Forestry Research*, 30(5): 1689-1706 [DOI: 10.1007/s11676-018-0713-7]
- Zhang K, Zhu G F, Ma J Z, Yang Y T, Shang S S and Gu C J. 2019f. Parameter analysis and estimates for the MODIS evapotranspiration algorithm and multiscale verification. *Water Resources Research*, 55(3): 2211-2231 [DOI: 10.1029/2018WR023485]
- Zhang L F, Qiao N, Huang C P and Wang S H. 2019g. Monitoring drought effects on vegetation productivity using satellite solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing*, 11(4): 378 [DOI: 10.3390/rs11040378]
- Zhang L L, Yao Y J, Bei X Y, Jia K, Zhang X T, Xie X H, Jiang B, Shang K, Xu J and Chen X W. 2019h. Assessing the remotely sensed evaporative drought index for drought monitoring over Northeast China. *Remote Sensing*, 11(17): 1960 [DOI: 10.3390/rs11171960]
- Zhang L X, Zhou D C, Fan J W, Guo Q, Chen S P, Wang R H and Li Y Z. 2019i. Contrasting the performance of eight satellite-based GPP models in water-limited and temperature-limited grassland ecosystems. *Remote Sensing*, 11(11): 1333 [DOI: 10.3390/rs11111333]
- Zhang Q, Wan Z, Hemmings B and Abbasov F. 2019j. Reducing black carbon emissions from Arctic shipping: solutions and policy implications. *Journal of Cleaner Production*, 241: 118261 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.118261]
- Zhang Q, Zhang X K, Li Z H, Wu Y F and Zhang Y G. 2019k. Comparison of Bi-hemispherical and hemispherical-conical configurations for in situ measurements of solar-induced chlorophyll fluorescence. *Remote Sensing*, 11(22): 2642 [DOI: 10.3390/rs11222642]
- Zhang Q Q, Pan Y, Gong H L, Zheng L Q and Zhu Y Q. 2019. The impact of different GRACE filtering methods on inverting terrestrial water storage change in southwestern Karst Area. *Earth Science*, 44(9): 2955-2962 (张青全, 潘云, 宫辉力, 郑龙群, 诸云强. 2019. 不同滤波方法对GRACE反演西南岩溶区陆地水储量变化的影响. *地球科学*, 44(9): 2955-2962) [DOI: 10.3799/dqkx.2019.153]
- Zhang R, Zhou X H, Ouyang Z T, Avitabile V, Qi J G, Chen J Q and Giannico V. 2019l. Estimating aboveground biomass in subtropical forests of China by integrating multisource remote sensing and ground data. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111341 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111341]
- Zhang S, Shi C X, Shen R P and Wu J. 2019o. Improved assimilation of fengyun-3 satellite-based snow cover fraction in northeastern China. *Journal of Meteorological Research*, 33(5): 960-975 [DOI: 10.1007/s13351-019-8205-z]
- Zhang S H, Li X G, She J F and Peng X M. 2019n. Assimilating remote sensing data into GIS-based all sky solar radiation modeling for mountain terrain. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111239 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111239]
- Zhang S Q, Chen H, Fu Y, Niu H H, Yang Y and Zhang B X. 2019m. Fractional vegetation cover estimation of different vegetation types in the Qaidam Basin. *Sustainability*, 11(3): 864 [DOI: 10.3390/su11030864]
- Zhang T, Zhou C X and Zheng L. 2019r. Analysis of the temporal-spatial changes in surface radiation budget over the Antarctic sea ice region. *Science of the Total Environment*, 666: 1134-1150 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.02.264]
- Zhang T T, Wang T, Krinner G, Wang X Y, Gasser T, Peng S S, Piao S L and Yao T D. 2019q. The weakening relationship between Eur-

- asian spring snow cover and Indian summer monsoon rainfall. *Science Advances*, 5(3): (eaau8932 [DOI: 10.1126/sciadv.aau8932])
- Zhang W B, Yang X C, Manlike A, Jin Y X, Zheng F L, Guo J, Shen G, Zhang Y J and Xu B. 2019s. Comparative study of remote sensing estimation methods for grassland fractional vegetation coverage – a grassland case study performed in Ili prefecture, Xinjiang, China. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 2243-2258 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1508918]
- Zhang W Y, Zhang X T, Li W H, Hou N, Wei Y, Jia K, Yao Y J and Cheng J. 2019t. Evaluation of Bayesian multimodel estimation in surface incident shortwave radiation simulation over high latitude areas. *Remote Sensing*, 11(15): 1776 [DOI: 10.3390/rs11151776]
- Zhang X, Liu L Y, Chen X D, Xie S and Lei L P. 2019w. A novel multi-temporal cloud and cloud shadow detection method using the integrated cloud z-scores model. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(1): 123-134 [DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2889150]
- Zhang X H, He Y, Wang C, Xu F, Li X H, Tan C W, Chen D M, Wang G J and Shi L X. 2019z. Estimation of corn canopy chlorophyll content using derivative spectra in the O<sub>2</sub> – a absorption band. *Frontiers in Plant Science*, 10: 1047 [DOI: 10.3389/fpls.2019.01047]
- Zhang X N, Jiao Z T, Dong Y D, He T, Ding A X, Yin S Y, Zhang H, Cui L, Chang Y X, Guo J and Xie R. 2019u. Development of the direct-estimation albedo algorithm for snow-free landsat TM albedo retrievals using field flux measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(3): 1550-1567 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2946598]
- Zhang X T, Liang S L, Wang G X, Yao Y J, Jiang B and Cheng J. 2016. Evaluation of the reanalysis surface incident shortwave radiation products from NCEP, ECMWF, GSFC, and JMA using satellite and surface observations. *Remote Sensing*, 8(3): 225 [DOI: 10.3390/rs8030225]
- Zhang X T, Liang S L, Wild M and Jiang B. 2015. Analysis of surface incident shortwave radiation from four satellite products. *Remote Sensing of Environment*, 165: 186-202 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.05.015]
- Zhang X T, Wang D D, Liu Q, Yao Y J, Jia K, He T, Jiang B, Wei Y, Ma H, Zhao X, Li W H, and Liang S L. 2019v. An operational approach for generating the global land surface downward shortwave radiation product from MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57, 4636-4650 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2891945]
- Zhang Y Z, Liang S L and Yang L. 2019x. A review of regional and global gridded forest biomass datasets. *Remote Sensing*, 11(23): 2744 [DOI: 10.3390/rs11232744]
- Zhang Z Y, Chen J M, Guanter L, He L M and Zhang Y G. 2019y. From canopy-leaving to total canopy far-red fluorescence emission for remote sensing of photosynthesis: first results from TROPOMI. *Geophysical Research Letters*, 46(21): 12030-12040 [DOI: 10.1029/2019gl084832]
- Zhang Z Y, Wu W L, Fan M, Wei J, Tan Y H and Wang Q. 2019p. Evaluation of MAIAC aerosol retrievals over China. *Atmospheric Environment*, 202: 8-16 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2019.01.013]
- Zhao F, Dai X, Verhoef W, Guo Y Q, van der Tol C, Li Y G and Huang Y B. 2016. FluorWPS: a Monte Carlo ray-tracing model to compute sun-induced chlorophyll fluorescence of three-dimensional canopy. *Remote Sensing of Environment*, 187: 385-399 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.10.036]
- Zhao F, Li Y G, Dai X, Verhoef W, Guo Y Q, Shang H, Gu X F, Huang Y B, Yu T and Huang J X. 2015. Simulated impact of sensor field of view and distance on field measurements of bidirectional reflectance factors for row crops. *Remote Sensing of Environment*, 156: 129-142 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.09.011]
- Zhao G S, Dong J W, Cui Y P, Liu J Y, Zhai J, He T, Zhou Y Y and Xiao X M. 2019a. Evapotranspiration-dominated biogeophysical warming effect of urbanization in the Beijing-Tianjin-Hebei region, China. *Climate Dynamics*, 52(1/2): 1231-1245 [DOI: 10.1007/s00382-018-4189-0]
- Zhao L F, Shen Z F, Li C M, Guo M, Sun Y and Gao L J. 2019b. Evaluating the estimation of net radiation based on MODIS data and CoLM: a case study in the Tibetan Plateau. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 460-470 [DOI: 10.1109/jstars.2019.2893600]
- Zhao T J. 2018. Recent advances of L-band application in the passive microwave remote sensing of soil moisture and its prospects. *Progress in Geography*, 37(2): 198-213 (赵天杰. 2018. 被动微波反演土壤水分的L波段新发展及未来展望. *地理科学进展*, 37(2): 198-213) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.02.003]
- Zhao T J, Shi J C, Lv L, Xu H, Chen D, Cui Q, Jackson T J, Yan G, Jia L, Chen L, Zhao K, Zheng X, Zhao L, Zheng C, Ji D, Xiong C, Wang T, Li R, Pan J, Wen J, Yu C, Zheng Y, Jiang L, Chai L, Lu H, Yao P, Ma J, Lv H, Wu J, Zhao W, Yang N, Guo P, Li Y, Hu L, Geng D and Zhang Z. 2020. Soil moisture experiment in the Luan River supporting new satellite mission opportunities. *Remote Sensing of Environment*, 240(20). [DOI: 10.1016/j.res.2020.111680]
- Zhao W, Duan S B, Li A N and Yin G F. 2019d. A practical method for reducing terrain effect on land surface temperature using random forest regression. *Remote Sensing of Environment*, 221: 635-649 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.008]
- Zhao Y X, Yan C H, Lu S, Wang P, Qiu G Y and Li R L. 2019c. Estimation of chlorophyll content in intertidal mangrove leaves with different thicknesses using hyperspectral data. *Ecological Indicators*, 106: 105511 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105511]
- Zheng C L, Jia L, Hu G C and Lu J. 2019a. Earth Observations-based evapotranspiration in northeastern Thailand. *Remote Sensing*, 11(2): 138 [DOI: 10.3390/rs11020138]
- Zheng L, Zhao G S, Dong J W, Ge Q S, Tao J, Zhang X Z, Qi Y C, Doughty R B and Xiao X M. 2019b. Spatial, temporal, and spectral variations in albedo due to vegetation changes in China's grasslands. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 152: 1-12 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.03.020]
- Zheng W, Shao J L and Gao H. 2019c. Songhua river basin flood monitoring using multi-source satellite remote sensing data//Proceed-

- ings of IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama: IEEE: 9760-9763 [DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8897834]
- Zheng Y T, Ren H Z, Guo J X, Ghent D, Tansey K, Hu X B, Nie J and Chen S S. 2019d. Land surface temperature retrieval from sentinel-3A Sea and land surface temperature radiometer, using a split-window algorithm. *Remote Sensing*, 11(6): 650 [DOI: 10.3390/rs11060650]
- Zhong L, Ma Y M, Hu Z Y, Fu Y F, Hu Y Y, Wang X, Cheng M L and Ge N. 2019. Estimation of hourly land surface heat fluxes over the Tibetan Plateau by the combined use of geostationary and polar-orbiting satellites. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(8): 5529-5541 [DOI: 10.5194/acp-19-5529-2019]
- Zhou C X, Zhang T and Zheng L. 2019a. The characteristics of surface albedo change trends over the Antarctic Sea Ice region during recent decades. *Remote Sensing*, 11(7): 821 [DOI: 10.3390/rs11070821]
- Zhou D C, Xiao J F, Bonafoni S, Berger C, Deilami K, Zhou Y Y, Froelking S, Yao R, Qiao Z and Sobrino J A. 2019b. Satellite remote sensing of surface urban heat islands: progress, challenges, and perspectives. *Remote Sensing*, 11(1): 48 [DOI: 10.3390/rs11010048]
- Zhou F C, Li Z L, Wu H, Duan S B, Song X N and Yan G J. 2019c. A remote sensing method for retrieving land surface emissivity and temperature in cloudy areas: a case study over South China. *International Journal of Remote Sensing*, 40(5/6): 1724-1735 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1519288]
- Zhou H M, Liang S L, He T, Wang J D, Bo Y C and Wang D D. 2019d. Evaluating the spatial representativeness of the MODerate resolution image spectroradiometer albedo product (MCD43) at AmeriFlux Sites. *Remote Sensing*, 11(5): 547 [DOI: 10.3390/rs11050547]
- Zhou J, Liang S L, Cheng J, Wang Y J and Ma J. 2019e. The GLASS land surface temperature product. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 493-507 [DOI: 10.1109/JSTARS.2018.2870130]
- Zhou J, Wang L, Zhang Y S, Guo Y H, Li X P and Liu W B. 2015. Exploring the water storage changes in the largest lake (Selin Co) over the Tibetan Plateau during 2003-2012 from a basin-wide hydrological modeling. *Water Resources Research*, 51(10): 8060-8086 [DOI: 10.1002/2014WR015846]
- Zhou L, Mu H W, Ma H J and Chen G X. 2019. Remote sensing estimation on yield of winter wheat in North China based on convolutional neural network. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 35(15): 119-128 (周亮, 慕号伟, 马海蛟, 陈高星. 2019. 基于卷积神经网络的中国北方冬小麦遥感估产. *农业工程学报*, 35(15): 119-128) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.15.016]
- Zhou Q T, Fellows A, Flerchinger G N and Flores A N. 2019g. Examining interactions between and among predictors of net ecosystem exchange: a machine learning approach in a semi-arid landscape. *Scientific Reports*, 9(1): 2222 [DOI: 10.1038/s41598-019-38639-y]
- Zhou R W, Zhang Y P, Song Q H, Lin Y X, Sha L Q, Jin Y Q, Liu Y T, Fei X H, Gao J B, He Y L, Li T Y and Wang S S. 2019f. Relationship between gross primary production and canopy colour indices from digital camera images in a rubber (*Hevea brasiliensis*) plantation, Southwest China. *Forest Ecology and Management*, 437: 222-231 [DOI: 10.1016/j.foreco.2019.01.019]
- Zhou W, Shi J C, Wang T X, Peng B, Husi L, Yu Y and Zhao R. 2019h. New Methods for deriving clear-sky surface longwave downward radiation based on remotely sensed data and ground measurements. *Earth and Space Science*, 6(11): 2071-2086 [DOI: 10.1029/2019EA000754]
- Zhou W C, Han Z, Han H Y, Wang Y Q, Zhang X W and Wu Y S. 2019i. Characteristics of L-band radio frequency interference detected via the soil moisture active passive radiometer in China and its offshore areas. *Results in Physics*, 12: 1859-1865 [DOI: 10.1016/j.rinp.2019.01.062]
- Zhou X, Huang W, Zhang J, Kong W, Casa R and Huang Y. 2019i. A novel combined spectral index for estimating the ratio of carotenoid to chlorophyll content to monitor crop physiological and phenological status. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 76: 128-142 [DOI: 10.1016/j.jag.2018.10.012]
- Zhou X W and Xin Q C. 2019. Improving satellite-based modelling of gross primary production in deciduous broadleaf forests by accounting for seasonality in light use efficiency. *International Journal of Remote Sensing*, 40(3): 931-955 [DOI: 10.1080/01431161.2018.1519285]
- Zhou Y, Dong J W, Xiao X M, Liu R G, Zhou Z H, Zhou G S and Ge Q S. 2019j. Continuous monitoring of lake dynamics on the Mongolian Plateau using all available Landsat imagery and Google Earth Engine. *Science of the Total Environment*, 689: 366-380 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.06.341]
- Zhu L P, Ju J T, Qiao B J, Yang R M, Liu C and Han B P. 2019. Recent lake changes of the Asia Water Tower and their climate response: progress, problems and prospects. *Chinese Science Bulletin*, 64(27): 2796-2806 (朱立平, 鞠建廷, 乔宝晋, 杨瑞敏, 刘翀, 韩博平. 2019. “亚洲水塔”的近期湖泊变化及气候响应: 进展、问题与展望. *科学通报*, 64(27): 2796-2806) [DOI: 10.1360/TB-2019-0185]
- Zhu Q, Luo Y L, Xu Y P, Tian Y and Yang T T. 2019. Satellite soil moisture for agricultural drought monitoring: assessment of SMAP-derived soil water deficit Index in Xiang River Basin, China. *Remote Sensing*, 11(3): 362 [DOI: 10.3390/rs11030362]
- Zhu Z and Woodcock C E. 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 118: 83-94 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028]
- Zhuo W, Huang J X, Li L, Zhang X D, Ma H Y, Gao X R, Huang H, Xu B D and Xiao X M. 2019. Assimilating soil moisture retrieved from sentinel-1 and sentinel-2 data into WOFOST model to improve winter wheat yield estimation. *Remote Sensing*, 11(13): 1618 [DOI: 10.3390/rs11131618]
- Zou L, Wang L C, Li J R, Lu Y B, Gong W and Niu Y. 2019a. Global

surface solar radiation and photovoltaic power from Coupled Model Intercomparison Project Phase 5 climate models. *Journal of Cleaner Production*, 224: 304-324 [DOI: 10.1016/j.jclepro.2019.03.268]

Zou M Z, Kang S Z, Niu J and Lu H N. 2019b. Untangling the effects of future climate change and human activity on evapotranspiration in the Heihe agricultural region, Northwest China. *Journal of Hydrology*: 124323 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2019.124323]

## Review of China's land surface quantitative remote sensing development in 2019

LIANG Shunlin<sup>1</sup>, BAI Rui<sup>2</sup>, CHEN Xiaona<sup>3</sup>, CHENG Jie<sup>4,5</sup>, FAN Wenjie<sup>6</sup>, HE Tao<sup>7</sup>, JIA Kun<sup>4,5</sup>, JIANG Bo<sup>4,5</sup>, JIANG Lingmei<sup>4,5</sup>, JIAO Ziti<sup>4,5</sup>, LIU Yuanbo<sup>8</sup>, NI Wenjian<sup>9</sup>, QIU Feng<sup>10</sup>, SONG Liulin<sup>4,5</sup>, SUN Lin<sup>11</sup>, TANG Bohui<sup>3</sup>, WEN Jianguang<sup>9</sup>, WU Guiping<sup>8</sup>, XIE Donghui<sup>4,5</sup>, YAO Yunjun<sup>4,5</sup>, YUAN Wenping<sup>12</sup>, ZHANG Yongguang<sup>10</sup>, ZHANG Yuzhen<sup>13</sup>, ZHANG Yunteng<sup>4,5</sup>, ZHANG Xiaotong<sup>4,5</sup>, ZHAO Tianjie<sup>9</sup>, ZHAO Xiang<sup>4,5</sup>

1. Department of Geographical Sciences, University of Maryland, College Park MD 20742, USA;
2. School of Environment Science and Spatial Informatics, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China;
3. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
4. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, 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;
6. Institute of RS & GIS, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China;
7. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;
8. Nanjing Institute of Geography and Limnology, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210008, China;
9. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
10. International Institute for Earth System Science, Nanjing University, Nanjing 210023, China;
11. Geomatics College, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
12. School of Atmospheric Sciences, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;
13. Beijing Engineering Research Center of Industrial Spectrum Imaging, School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China

**Abstract:** In order to better understand the development of quantitative remote sensing in China and strengthen the exchange of information among peers, this paper summarizes the core parts of quantitative remote sensing over land surface based on the SCI (Scientific Citation Index) indexed papers and some Chinese papers published by Chinese scholars in 2019, including pre-processing methods (cloud and shadow detection, atmospheric correction and terrain correction, etc.); land surface radiative transfer modeling; inversion methods; product production, evaluation, accuracy validation and applications. Surface products include directional reflectance, downward solar radiation, albedo, surface temperature, long wave radiation, net radiation, fluorescence, remote sensing vegetation biochemical parameters, leaf area index, fraction of the absorbed photosynthetic active radiation, vegetation coverage, forest height, forest biomass, vegetation productivity, soil moisture, snow water equivalent, snow cover, evaporation, surface and underground water, etc. The related research projects, professional symposium and summer training courses are also introduced.

**Key words:** quantitative remote sensing, land, review, China

**Supported by** National Key Research and Development Program of China (No.2016YFA0600103)