

# 陆表卫星遥感 GLASS 产品集的研发新进展

梁顺林<sup>1</sup>, 陈晓娜<sup>2</sup>, 陈琰<sup>3</sup>, 程洁<sup>4,5</sup>, 贾坤<sup>4,5</sup>, 江波<sup>4,5</sup>, 李冰<sup>3</sup>,  
刘强<sup>6</sup>, 马晗<sup>1</sup>, 宋柳霖<sup>4,5</sup>, 唐伯惠<sup>2</sup>, 徐蒋磊<sup>3</sup>, 姚云军<sup>4,5</sup>,  
袁文平<sup>7</sup>, 张晓通<sup>4,5</sup>, 张玉珍<sup>8</sup>, 赵祥<sup>4,5</sup>, 周纪<sup>9</sup>

1. 香港大学 地理系, 香港 999077;

2. 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;

3. 武汉大学 遥感信息工程学院, 武汉 430079;

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. 鹏城实验室, 深圳 518055;

7. 中山大学 大气科学学院, 广州 510275;

8. 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;

9. 电子科技大学 资源与环境学院, 成都 611731

**摘要:** GLASS (Global LAnd Surface Satellite) 产品集是在中国国家高新技术研究和发展项目“十一五”和“十二五”863计划及“十三五”国家重点研发计划的支持下, 经十余年努力研发而生成的多种陆表特征参数的高级卫星数据产品。与国际上同类产品相比较, 它们具有一系列的独特特性, 正得到国内外1000多家单位研究人员的使用, 总下载量超过1.7 PB。本文概述了GLASS产品集算法的发展, 产品特征, 精度验证, 以及这些产品的一些初步应用示例。同时还介绍了30 m分辨率的Hi-GLASS产品集, 以及将来继续完善和发展GLASS产品的一些考虑。

**关键词:** 卫星遥感, 陆表, GLASS产品, 能量平衡, 碳循环

**中图分类号:** P2

**引用格式:** 梁顺林, 陈晓娜, 陈琰, 程洁, 贾坤, 江波, 李冰, 刘强, 马晗, 宋柳霖, 唐伯惠, 徐蒋磊, 姚云军, 袁文平, 张晓通, 张玉珍, 赵祥, 周纪. 2023. 陆表卫星遥感 GLASS 产品集的研发新进展. 遥感学报, 27(4): 831-856

Liang S L, Chen X N, Chen Y, Cheng J, Jia K, Jiang B, Li B, Liu Q, Ma H, Song L L, Tang B H, Xu J L, Yao Y J, Yuan W P, Zhang X T, Zhang Y Z, Zhao X and Zhou J. 2023. Updates on Global LAnd Surface Satellite (GLASS) products suite. National Remote Sensing Bulletin, 27(4): 831-856 [DOI: 10.11834/jrs.20232462]

## 1 引言

当今世界正面临着前所未有的环境变化, 特别是气候变化正在广泛地影响到人类社会。为了更好地理解、监测和预测这些变化, 研究人员需要获得不同地表生物和地球物理变量的高质量卫星产品。虽然国际上几个主要的宇航空间机构(比如美国宇航局、欧洲航天局)通过不同的卫星数据生成了高水平的陆地产品, 但这些产品尚有

一系列的局限性, 比如因为这些产品通常是由寿命有限的特定卫星传感器观测数据生产的, 它们通常具有较短期的时间覆盖范围。而且绝大多数的陆表产品只有在晴空的时候才有有效的估算值, 由于云的覆盖导致产品有大量的“空洞”, 使得产品的应用非常不方便。因此, 这些产品的时空分辨率、精度和质量都需要进一步的改进(梁顺林等, 2016a; 梁顺林, 2021)。

GLASS (Global LAnd Surface Satellite) 产品集

收稿日期: 2022-09-09; 预印本: 2023-01-09

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2016YFA0600103)

第一作者简介: 梁顺林, 研究方向为卫星数据地表参数反演和生产、环境变化。E-mail: shunlin@hku.hk

关联数据获取: <http://www.geodata.cn>; <http://www.glass.umd.edu>; <http://glass-product.bnu.edu.cn>; <https://www.geoportal.org>

是在中国国家高新技术研究和发展项目“十一五”和“十二五”863计划及“十三五”国家重点研发计划的支持下,经十余年努力研发而生成的多种高级陆表特征参数的卫星数据产品。作为首套具有中国自主知识产权的全球陆表卫星产品,研发团队针对国际主流相关产品时间跨度有限、一致性和连续性差等问题,攻克了一系列算法与生产方面的难题,提升了中国定量遥感产品业务化水平和中国遥感科学国际影响力,改写了中国科学家多年来一直使用国外的卫星高级产品这一历史现状。

在科技部“十一五”863重点项目“全球陆表特征参量产品生成与应用研究”支持下,团队首先研发了5种GLASS产品(Liang等,2013b),其中包含3种长时间序列产品(叶面积指数-LAI,宽波段反照率和长波宽波段发射率)和两种3h高时间分辨率辐射产品(短波下行辐射-DSR和光合有效辐射-PAR)。GLASS产品主要基于美国宇航局的AVHRR长期数据记录(LTDR)(<https://ltdr.modaps.eosdis.nasa.gov>[2022-09-09])和中分辨率成像光谱仪(MODIS)数据,以及其他卫星数据和辅助信息。介绍GLASS产品的算法,产品特性

和初步验证结果的书以中英文形式分别在国内外出版(Liang等,2013a;梁顺林等,2014)。GLASS产品于2012年在第九届GEO全会上由中国科技部正式向国内外发布,免费供全球使用。

在科技部“十二五”863专题项目“全球生态系统与表面能量平衡特征参量生成与应用”的滚动支持下,研发团队不仅将已有的5种产品不断改进,而且将GLASS产品数拓展到12种(Liang等,2021),涵盖能量平衡分量(如反照率、发射率、PAR、DSR、净辐射、陆表温度-LST等)、水循环分量(如潜热等)和碳循环分量(如LAI、光合有效辐射吸收比-FAPAR、植被覆盖度-FVC、植被总初级生产力-GPP)等关键陆表特征参量。其产品的算法基础,产品特性和许多应用实例等细节也被描述在一本中文书中(梁顺林等,2017)。

在科技部“十三五”重点研发计划项目“全球气候数据集生成及气候变化关键过程和要素监测”的支撑下(梁顺林等,2016b),团队既进一步提高了现有GLASS产品的质量、精度、时间范围和空间分辨率,又发展了一系列新的数据产品。目前所有产品的特性归纳在表1。

表1 GLASS产品集及其特性(除了北半球积雪覆盖度产品,其余所有产品都覆盖全球陆表)

Table1 GLASS products and unique features (Covering the world's land except North-hemisphere snow cover extent)

产品	数据源	空间分辨率	时间分辨率	时间序列
反照率	AVHRR	0.05°	8 d	1981年—2020年
		0.05°	8 d	2000年—2020年
	MODIS	1 km	8 d	2000年—2021年
		500 m	4 d	2000年—2021年
250 m	4 d	2000年—2021年		
下行短波辐射(DSR)	MODIS	0.05°	天均	2000年—2020年
光合有效辐射(PAR)	MODIS	0.05°	天均	2000年—2020年
地表温度(LST)	AVHRR	0.05°	天均	1981年—2021年
			瞬时	1981年—2000年
			轨道偏移纠正	1981年—2000年
			月均	1981年—2000年
MODIS	1 km	瞬时、天均	2000年—2020年	
宽波段发射率(BBE)	AVHRR	0.05°	8 d	1981年—2021年
	MODIS	0.05°	8 d	2000年—2021年
		1 km	8 d	2000年—2021年
500 m	8 d	2016年—2021年		
长波下行、上行与净辐射	AVHRR	0.05°	天均	1981年—2018年
	MODIS	0.05°	天均	2002年—2020年

续表

产品	数据源	空间分辨率	时间分辨率	时间序列
		1 km	瞬时	2000年—2020年
全波段净辐射	AVHRR	0.05°	天均	1981年—2018年
	MODIS	0.05°	天均	2000年—2020年
蒸散发(ET)	AVHRR	0.05°	8 d	1981年—2020年
	MODIS	0.05°	8 d	2000年—2020年
近地面空气温度	MODIS	1 km	8 d	2000年—2020年
叶面积指数(LAI)	MODIS	0.5°	8 d	2000年—2021年
		0.05°	8 d	2000年—2021年
		500 m	8 d	2000年—2021年
		250 m	8 d	2000年—2021年
光合有效辐射吸收比(FAPAR)	MODIS	0.5°	8 d	2000年—2021年
		0.05°	8 d	2000年—2021年
		500 m	8 d	2000年—2021年
		250 m	8 d	2000年—2021年
植被覆盖度(FVC)	AVHRR	0.05°	8 d	1981年—2021年
	MODIS	0.05°	8 d	2000年—2021年
		500 m	8 d	2000年—2021年
植被初级生产力(GPP)	AVHRR	0.05°	8 d	1981年—2018年
	MODIS	500 m	a	1981年—2018年
			8 d	2000年—2021年
植被净生产力(NPP)	AVHRR	0.05°	8 d	1981年—2018年
	MODIS	500 m	a	1981年—2018年
			8 d	2000年—2021年
森林地上生物量	AVHRR	5 km	5 a	1985年—2020年
北半球积雪覆盖度	AVHRR	0.05°	8 d	1981年—2019年

为了使GLASS产品得到更广泛的应用,本文综述了GLASS产品的特点、反演算法、验证结果和一些初步应用示例。还介绍了目前正在进行的与GLASS产品相关的研究。

为了便于描述,下面将按照辐射能量平衡,生态系统结构参数与碳循环,冰冻圈3个类型分别讨论这些产品。

## 2 辐射能量平衡产品

地表辐射能量平衡相关的GLASS产品比其他类型的产品要多。地表辐射平衡是以全波段净辐射( $R_n$ )来表征的,代表了来自大气的入射短波和长波辐射与来自地球表面的发射长波和反射短

波辐射之间的差别。 $R_n = R_n^s + R_n^l$ ,其中短波净辐射( $R_n^s$ )和长波净辐射( $R_n^l$ )可表示为

$$R_n^s = (1 - \alpha_{sw})F_d^s$$

$$R_n^l = F_d^l - F_u^l = \varepsilon F_d^l - \sigma \varepsilon T_s^4 \quad (1)$$

式中, $\alpha_{sw}$ 为地面短波宽波段反照率(2.1节), $F_d^s$ 为下行短波辐射(DSR)(2.2节), $F_d^l$ 和为下上行长波辐射(2.6节), $\varepsilon$ 为长波宽波段发射率(BBE)(2.5节), $T_s$ 为地表表层温度(2.4节), $\sigma$ 为Stefan-Boltzmann常数。

如果估算了方程右边的所有变量,我们就可以得到全波段净辐射。但是用于每个变量估算的误差可能会递加,导致的净辐射产品的不确定性太大。GLASS净辐射产品是通过直接估算的方法

生成的, 细节见 2.7 节。

地表能量平衡是关于全波段净辐射如何被分配到地面热通量(与地面表层温度变化相关)、感热通量(调节地面空气温度和表层温度差)和潜热通量(转换地面液态水到空气水汽)上, 在 2.8 节潜热通量将作为蒸散发(ET)进行讨论。所有这些能量通量都与近地表气温( $T_a$ )有直接的关联,  $T_a$ 将在第 2.9 节中讨论。

## 2.1 宽波段反照率

地表宽波段反照率定义为在一定波长范围内地表所有反射辐射能量与入射辐射能量之比。短波反照率对应于  $0.3\text{--}3\ \mu\text{m}$ , 可见光反照率对应于  $0.4\text{--}0.7\ \mu\text{m}$ , 近红外反照率对应于  $0.7\text{--}3\ \mu\text{m}$ 。地表反照率反映了地球表面对太阳辐射的反射能力, 是全球变化的一个敏感因子和驱动因子, 例如城市化、砍伐森林/造林和北极海冰退缩等地表变化都通过地表反照率影响太阳辐射能量的分配, 向全球气候系统提供反馈。

世界上绝大多数地表反照率产品算法都基于 3 个主要的步骤: 大气校正得到地面反射率, 二向反射分布函数(BRDF)模型得到每个波段的反照率, 和窄波段到宽波段转换得到宽波段反照率。但是 GLASS 地表反照率产品采用了反照率直接估计算法(Liang, 2003), 即根据一般晴空大气条件和地表二向反射统计规律来估算地表反照率, 因为跳过了累积多角度观测数据来反演二向反射模型这一复杂步骤, 从而提高了效率和降低了对输入数据的要求, 使得算法能够更好地适应早期遥感数据。GLASS 地表反照率产品生产涉及 3 个子算

法: 第一采用直接估计算法(Qu 等, 2014)生成晴空条件下地表反照率初级产品, 第二采用时空滤波算法(Liu 等, 2013)生成平滑无缺失的  $0.05^\circ/500\ \text{m}$  分辨率全天候 GLASS 地表反照率标准产品, 第三采用降尺度融合算法(陆彦蓉等, 2020)对  $500\ \text{m}$  分辨率产品进行分辨率增强, 生成  $250\ \text{m}$  分辨率的增值产品。2001 年—2020 年的 GLASS 反照率产品由 MODIS 和 AVHRR 观测数据生成, 空间分辨率有  $0.05^\circ$ ,  $500\ \text{m}$  和  $250\ \text{m}$  三级, 时间分辨率为 4 d; 1981 年—2000 年的 GLASS 反照率产品由 AVHRR 观测数据生成。所有时段的  $0.05^\circ$  和  $500\ \text{m}$  产品都包括可见光、近红外和短波 3 个宽波段的黑空反照率(black-sky albedo)和白空反照率(white-sky albedo); 为了节省存储资源,  $250\ \text{m}$  分辨率的增值产品仅提供了由黑空反照率和白空反照率组合而成的晴空短波反照率(clear-sky albedo), 在晴天条件下该参量的物理含义与常规反照率表测量值一致。

GLASS 地表反照率产品的特色首先表现在其约 40 年的长时间序列和覆盖全球陆表无缺失的特性, 为气候变化和地球系统科学研究提供了有力的支持。图 1 显示 GLASS 反照率产品是全球最长时间序列产品。其次, GLASS 地表反照率产品为冰雪、水体以及它们的混合像元提供了针对性的算法和先验知识, 提高了相应区域的反照率估算精度和稳定性(Feng 等, 2016; Qu 等, 2016)。此外, 最近生成  $250\ \text{m}$  分辨率的 GLASS 地表反照率增值产品是目前国际上全球尺度长时间序列反照率产品中空间分辨率最高的。

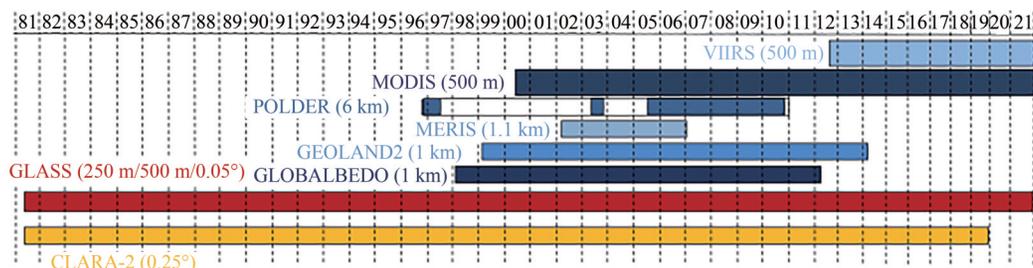


图 1 目前国际上几个主要全球反照率产品的时间范围与空间分辨率

Fig.1 The current major global albedo products in the world characterized by their temporal ranges and spatial resolutions

$500\ \text{m}$  分辨率的 GLASS 地表反照率产品通过来自 53 个空间均匀的站点观测数据进行了验证。这些观测数据是 FLUXNET 的 LaThuile open 数据集的

一部分。所有匹配样本的均方根误差为 0.0374, 决定系数( $R^2$ )为 0.887; 剔除了质量标志为低质量的产品和地面观测受云影响的样本后, RMSE 降

至0.0125,  $R^2$ 升至0.981。对于基于AVHRR数据生成的 $0.05^\circ$ 分辨率的反照率标准产品, 由于与地面观测的尺度差距太大, 所以采用间接验证的方法, 把基于MODIS数据生成的500 m分辨率产品聚合到 $0.05^\circ$ 分辨率作为参考数据来检验。所有匹配样本的均方根误差为0.0766, 可决系数为0.910; 剔除了产品质量标志为低质量的样本后, RMSE降至0.0613,  $R^2$ 升至0.973。基于AVHRR数据与基于MODIS数据生成产品的差异, 部分原因来自AVHRR传感器波段少、辐射精度低和AVHRR GAC (Global Area Coverage) 数据集的较低空间分辨率, 另外也因为它们的时间分辨率不同导致在降雪和融雪的季节出现较大差异。

GLASS反照率产品已被许多研究使用。例如, 它们已被用于计算地表蒸散发(ET) (Carter和Liang, 2019), 以确定由于地表变化而产生的辐射强迫(He等, 2013; Chen等, 2015, 2016), 以及用于评价太阳入射辐射的动态变化(Schwarz等, 2020)。

## 2.2 下行短波辐射(DSR)

DSR (Downward Shortwave Radiation) 表征到达地球表面的短波辐射总量(包括直接辐射和漫射辐射)。它是地表能量的主要来源和表层地球系统的重要驱动力, 也是地表辐射收支与能量平衡的重要分量之一。基于卫星遥感数据估算地表DSR主要有5种方法: (1) 经验统计模型方法; (2) 参数化物理模型方法; (3) 混合估算方法; (4) 辐射传输模型方法; (5) 基于机器学习的智能化估算方法。

GLASS DSR产品主要通过基于MODIS数据的混合算法(Zhang等, 2019a)和基于AVHRR数据的查找表算法(Zhang等, 2014)分别生产。基于MODIS数据的混合算法主要包括两个部分: 首先, 通过利用Terra和Aqua卫星数据基于直接估计算法(Wang等, 2015a)估算地表短波净辐射。其主要思想是通过不同观测几何条件下的辐射传输模型计算TOA反射率, 并建立不同大气状况下的TOA反射率与地表短波净辐射之间的线性回归关系, 使用线性回归得到的系数来估算地表短波净辐射; 其次, 将得到的短波净辐射数据投影到5 km空间分辨率, 并结合GLASS宽带反照率数据得到空间连续的日均地表短波辐射。基于AVHRR

数据的查找表算法过程如下: 第1步通过直接使用陆表反射率产品或其他方法, 获得陆表的反射率数据, 然后通过获取的反射率计算从最晴天到最阴天之间所有大气状况的大气顶辐亮度值; 第2步运用查找表算法建立不同大气状况指数与大气顶辐亮度之间的关系, 结合获取的大气顶辐亮度值确定大气状况指数; 第3步运用查找表算法建立地表辐射通量与大气状况指数之间的关系, 进一步根据所得大气状况指数计算得到DSR。

GLASS MODIS DSR产品通过来自BSRN、GEBA和CMA的525个站点的观测数据的验证(Zhang等, 2019a)。在月时间尺度上的验证结果表明, 相关系数( $R$ )为0.96, 偏差为 $1.24 \text{ Wm}^{-2}$ , 均方根误差为 $21.16 \text{ Wm}^{-2}$ 。GLASS AVHRR DSR产品也通过BSRN、GEBA和CMA站点的观测数据进行了验证。在日时间尺度上的验证结果表明, GLASS陆表日积DSR产品在BSRN、CMA站点验证相关系数( $R$ )为0.95, 偏差 $0.94 \text{ Wm}^{-2}$ , 均方根误差为 $29.97 \text{ Wm}^{-2}$ 。在月时间尺度上的验证结果表明,  $R$ 约为0.97, 偏差范围为 $-7.0—2.0 \text{ Wm}^{-2}$ , 均方根误差范围为 $18.0—23.0 \text{ Wm}^{-2}$ 。GLASS辐射产品验证精度与国际同类产品验证精度相当, 但具有更高的空间分辨率(5 km)。在中国实测站点的验证精度要高于同类产品。

GLASS DSR产品已被许多研究使用。例如, 被用于研究地表辐射收支(Ye等, 2021), 计算地表蒸散发(Jiang等, 2021)、陆面温度(Li等, 2021a; Xu等, 2021)和近地面空气温度(Chen等, 2021c), 研究陆地GPP的潜在驱动因素(Chen等, 2021a), 模型验证(Zhang等, 2022a)等。

## 2.3 下行光合有效辐射(PAR)

地表下行PAR(Photosynthetically Active Radiation)是DSR中的可见光(400—700 nm)部分, 是植物进行光合作用的重要能量来源, 直接影响着植物的生长。众多陆面生态系统都使用光合作用来调节植被冠层和大气之间的水和碳的交换, PAR是陆地光合作用、初级生产力计算和生态系统—大气二氧化碳交换模型的必要输入。现有全球PAR产品的空间分辨率都比较低, 无法满足各种应用。PAR产品大多数针对某种气候或者地理区域估算得到的, 存在一定的区域局限性; 而且大部分产品也是来自特定传感器的数据。因此, 进一步发

展高精度和时空分辨率的地表PAR产品显得尤为重要和迫切。

PAR遥感产品算法大体可以分为两种,一种是间接方法,即利用PAR与DSR之间的关系,在已有的DSR产品基础上乘以系数得到PAR产品。该转换因子的变化范围为0.4—0.58。另一种则是直接估算方法,即利用大气辐射传输模型得到简化的参数化方案,结合大气参数和地表参数数据来计算PAR;或者通过卫星的大气顶观测数据直接反演得到。

GLASS PAR产品利用GLASS DSR产品乘以转换因子得到。对每个像元,这个转换因子是随着时间变化的,由GEWEX-SRB V3.0 PAR和DSR产品比例系数得到的。GLASS PAR产品通过SURFRAD, AmeriFlux, CarbonEuropeIP, AERONET和亚洲通量站点的地面观测值进行了验证。总体验证结果表明GLASS日均PAR产品的精度相对较好,相关系数( $R$ )为0.84,偏差 $5.0 \text{ Wm}^{-2}$ ,均方根误差为 $49 \text{ Wm}^{-2}$ 。

GLASS PAR产品也作为基础性数据进行了扩展应用,例如Qin等(2019)运用2008年—2010年及2013年的GLASS PAR数据进行了中国区域1961年—2014年高密度PAR数据集的重建。Cai等(2014)通过与其他几种入射辐射产品的比较证明GLASS PAR产品能够更好地估算中国陆表GPP。

## 2.4 地表温度(LST)

LST(Land Surface Temperature)表征陆表地面表层的辐射温度,是许多陆表过程中的一个关键参数。在地表—大气之间的能量交互发挥了重要作用,通过遥感手段获取大尺度地表温度是最有效的手段。热红外(TIR)遥感可以直接观测地表的热发射,可以在晴空条件下估算地表温度。虽然目前已经有许多反演算法,也有十余种LST产品被发布。但是这些产品主要集中在2000年之后,长期的全球高分辨率LST卫星产品还不多,特别是在2000年以前,无法很好地满足诸如气候变化研究等应用对长时序LST产品的需求。

### 2.4.1 基于AVHRR数据的LST产品

GLASS产品集目前有两套瞬时LST产品。第一套是利用一种多算法集成方法,针对单一反演算法在大观测角度和高水汽含量情况下反演精度

低的问题,将9种常见的分裂窗算法采用集成方法构建LST多算法集成反演模型(Zhou等,2019;Ma等,2020)。通过地面站点测量数据对该LST产品进行了验证。初步验证结果表明,在基线地表辐射网络(BSRN)Barrow站点上,该LST产品的RMSE为2.89 K(Zhou等,2019);在1995年—2000年的6个SURFRAD站点上,该产品的平均偏差和平均标准偏差分别为0.21 K和2.48 K,相应的变化范围分别为-1.59—2.71 K和2.26—2.76 K(Ma等,2020)。

另一套AVHRR LST产品是基于一个改进型通用劈窗算法(Liu等,2019)。该算法是在通用劈窗算法的基础上增加了两个热红外通道亮温差的二次项,进而提高了原算法在高水汽含量下的反演精度。此外,具体到生产流程,针对2000年之前配套数据相对匮乏的现象,针对AVHRR数据本身特点分别采用植被指数阈值法和协方差/方差比法完成了发射率和大气水汽含量的估算,并使用反演的初始地表温度代替近地表空气温度确定系数分组,从而实现了完全基于AVHRR数据的全球LST产品生产。使用6个SURFRAD站点的实际测量数据,采用基于温度的直接验证方法,评价了NOAA-14(1995年—2000年)的产品精度,结果表明均方根误差为2.2—4.1 K,MBE为-0.4—2.0 K(Liu等,2019)。

因为NOAA卫星缺少保持轨道稳定运行的控制器,AVHRR数据存在轨道偏移效应,即随着卫星运行时间的推移,其过境时间逐渐后移,最大甚至相差3.5个小时。瞬时LST随时间变化具有很强的波动性,因此轨道漂移会导致同一地点不同时期的LST可比性下降。相应地,GLASS产品集两个瞬时LST产品都分别提供了一种具有物理意义的轨道偏移校正算法。以第二个产品为例,该算法利用温度日变化模型描述晴空LST的变化模式,通过过境时刻和标准时刻与最大温度时刻之间温度差和时间差的关系构建约束条件,基于贝叶斯优化算法求解系数。基于SURFRAD站点的实测数据分析表明,漂移校正前后所引起的温度反演结果的均方根误差变化在 $\pm 0.5 \text{ K}$ 之内(Liu等,2019)。

### 2.4.2 基于MODIS数据的全天候LST产品

热红外信号极易受到大气和云雾的影响,仅

能获得晴空条件下的地表温度, 因而现有的热红外地表温度产品存在缺失和异常值。MODIS官方LST产品因云层导致的产品缺失高达百分之七十(Mercury等, 2012), 云识别误判也导致产品存在一定数量的异常值。LST产品的时空不连续, 限制了其在各个领域的研究与应用。GLASS全天候LST产品是基于MODIS观测数据、模式数据(GLDAS地表温度、ERA5-land地表温度)、其他GLASS卫星产品(比如长波下行辐射、DSR、反照率、LAI、角度信息(观测天顶角、太阳天顶角、相对方位角)、地面站点观测等), 先后利用机器学习算法在美国大陆和全球范围开展实验, 实现了时空连续的、全天候的瞬时和日均地表温度估算(Li等, 2021a)。独立数据集的验证结果表明, 在美国大陆区域和全球的实验中, 瞬时模型的均方根误差(RMSE)在2.7 K左右, 全球的日均地表温度模型RMSE在2.1 K左右。GLASS全天候瞬时LST与MODIS官方LST产品相比, 具有相似的空间分布格局和更高的验证精度, 填补了MODIS产品的缺失像素, 修正了云误判导致的LST异常值, 修正效果在高纬度地区尤为显著。对比2010年4天(代表春夏秋冬4个季节)中MODIS瞬时LST图像和相应的GLASS LST图像, 显然MODIS LST有大量的数据缺失, 而GLASS LST在空间上是连续的。GLASS日均LST产品是基于MODIS数据的全天候日均LST卫星产品。与瞬时LST相比, 具有统一的时间基准, 将在气候变化、农业监测、干旱监测等研究领域发挥至关重要的作用。

在利用多种数据源生成全天候时空连续的LST产品的方法方面也取得了很好的进展。比如Zhang等(2020a)利用被动微波和热红外两种数据生成1 km全天候LST区域性产品。Zhang等(2021)也证明了同时使用遥感热红外数据和陆面模式的模拟数据, 也能够生成高精度的全天候LST产品。Jia等(2021, 2022)基于地表能量平衡的原理利用数据同化方法, 从极轨卫星数据(比如MODIS、VIIRS)和静止卫星ABI数据, 都可以生成高精度的全天候LST产品。

GLASS LST产品受到了诸如地表温度长时序分析(Good等, 2022)、全天候地表温度估算(Jia等, 2022; Wu等, 2021)以及近地表气温估算(Valipour和Dietrich, 2022; Wang等, 2022)等应用的关注。

## 2.5 热红外宽波段发射率(BBE)

地表发射率是在相同温度下表面热辐射与理想黑体表面热辐射的比率。GLASS地表热红外宽波段发射率BBE(Broadband Emissivity)是8—13.5  $\mu\text{m}$ 宽波段的平均值。BBE是计算地表辐射收支的一个关键变量, 对解决与气候趋势、天气预测、水文模型和生物地球物理模型相关的各种科学和应用问题至关重要。由于缺少可靠的观测, 在陆面模式以及全球环流模式的陆面过程中, 通常将陆表宽波段发射率设置为常数或者采用简单的参数化方案来计算, 显然不能很好地表征实际的时空变化, 这是制约模式模拟精度提高的一个重要因素。Jin和Liang(2006)证明了利用由MODIS光谱发射率产品拟合的BBE可以显著改善地表和大气耦合模式的模拟精度。

通常用两种方法估算宽波段发射率。第一种是基于分类的方法, 每种地表类型被赋予一个固定的发射率, 该发射率由实验室测量的典型地物发射率光谱确定。第二种是将窄波段(也叫光谱发射率)到特定窗口范围的BBE的转换。这两种方法都有精度不高的缺点。第一种方法捕捉不到土壤发射率的巨大空间变化以及植被发射率的季节变化; 第二种方法容易受到光谱发射率产品的精度影响。光谱发射率反演在本质上也是属于病态问题, 即由 $N$ 个方程(波段数)求解 $N+1$ 个未知数( $N$ 个光谱发射率和一个LST), 求解往往不稳定。例如, 基于实验室测量数据的验证结果表明, MODIS C5光谱发射率产品(MOD11B1)在所有的波段都存在高估现象, 平均绝对偏差为0.0193(Hulley等, 2009)。另外, 光谱转换的宽波段发射率无法具有高时空分辨率。比如, ASTER的重访周期为16 d, 几乎不可能实现月时间分辨率的全球宽波段发射率制图; MODIS窄波段发射率产品是用昼/夜算法反演得到的, 空间分辨率是5 km, 这样无法得到1 km BBE。

GLASS BBE产品是基于两套不同的算法。地表分为水、冰雪、裸土、植被和过渡带几个类型, 其BBE是分别估算的。在GLASS MODIS BBE产品算法中, 裸土的BBE是按照ASTER光谱发射率计算的BBE与MODIS 7个短波反照率之间的线性关系估算的(Cheng和Liang, 2014), 这种关系的物理基础通过辐射传输模拟得到了进一步的验证

(Cheng 等, 2018)。植被的 BBE 是基于由冠层辐射传输模型构建的查找表插值得到的, 输入参数为叶片 BBE、土壤 BBE 和植被 LAI (Cheng 等, 2016)。过渡地带 BBE 是裸土和植被 BBE 的平均值。冰雪和水体的 BBE 是结合辐射传输模拟结果和光谱库/野外测量结果分别设置为常数 (Cheng 等, 2010)。GLASS AVHRR BBE 产品是由类似的算法生成的, 不同的是使用 AVHRR 地表可见光和近红外反射率代替 MODIS 光谱反照率 (Cheng 和 Liang, 2013)。

GLASS MODIS BBE 产品是基于地面测量的发射率数据直接验证的。使用 2006 年—2011 年中国北方地区测量的发射率数据表明裸地 BBE 差异在 0.02 以内 (Dong 等, 2013)。利用 2008 年北美沙漠地区 6 个站点的地面测量数据表明 BBE 的平均差值为 0.016 (Cheng 和 Liang, 2014)。使用在河南鹤壁测量的小麦冠层发射率表明 BBE 产品与测量值之间的差异小于 0.005 (Cheng 等, 2016)。由于在 2000 年之前, 可获取的地面观测较少, 同时 AVHRR BBE 产品分辨率较粗, 采用与时间重合的 MODIS BBE 产品进行交叉验证。我们检查了 2000 年以后与 GLASS MODIS BBE 产品的一致性。均值差绝对值和均方根误差均小于 0.001。还将 GLASS BBE 与北美 ASTER 地表发射率数据库进行了比较 (Cheng 等, 2014), 发现在夏季和冬季二者都有很好的一致性。

GLASS BBE 产品被用来估计地面 ET (Yang 和 Cheng, 2020)、新 ET 反演算法的比较验证 (Ma 等, 2018, 2019), 以及评价由于大规模太阳能设施的部署导致的气候影响 (Li 等, 2017)。

## 2.6 长波下行、上行和净辐射

地表长波上行辐射 (LWUP) 包括地表向上发射的长波辐射和地面反射的长波下行辐射 (LWDN)。给定地面发射率和地表温度, 地表向上发射的长波辐射可以用斯特潘—玻尔兹曼定律计算。地表 LWDN 是来自整层大气的热辐射, 地表长波净辐射  $LWNT=LWDN-LWUP$ 。地表热辐射在研究气候变化趋势、数值天气预报模式的诊断、水文和生物地球物理模拟、农业相关的科学和应用问题中具有非常重要的价值。夜晚和极区一年中的大多数天, 长波辐射主导地表能量平衡。

地表长波辐射遥感估算已经取得了长足进展。

但是对于全球尺度、高空间分辨率 (~1 km) 地表长波辐射估算以及产品研发, 相关工作并不多见。在局部尺度上发展的方法推广到全球尺度可能存在的问题。

我们生成了基于 MODIS 和 AVHRR 数据的全天候长波辐射产品。下面将分别介绍。

### 2.6.1 基于 MODIS 数据的长波辐射产品

利用混合估算模型, 首先生成了瞬时晴空的 LWUP (Cheng 和 Liang, 2016) 和 LWDN (Cheng 等, 2017) 产品。LWUP 混合算法主要解决混合算法的适用性问题。LWUP 主要由地表温度决定, 它在全球范围内具有较大的时空变化。通过使用遥感数据产品统计地—气温差和选择代表性较好的样本, 改善混合算法的适用性。在常规的全球大气温湿度廓线库基础上, 使用 GLASS LWUP 近似表征近地面空气温度, 和 MODIS 第 29 波段辐亮度来确定水汽的垂直分布, 进而估算晴空 LWDN。在高海拔地区或干旱区域, 大气含水量非常低, 拟合大气可降水量和地表 LWDN 的经验关系, 利用 MODIS 可降水量产品及其经验关系估算 LWDN。

对于多云天气条件, 使用单层云模型, 并使用 MODIS 云产品作为输入来估计 LWDN。云天 LWUP 由 GLASS LST 和 BBE 产品计算得到。在下一版本, 将使用最新发展的、物理机制更完备的单层云模型 (Yang 和 Cheng, 2020) 估算云天 LWDN。

利用全球 6 个独立的网络的 137 个通量站点观测数据对晴空 GLASS 长波辐射产品进行了验证。结果表明, LWDN 的偏差和均方根误差分别为  $-3.77 \text{ Wm}^{-2}$  和  $26.94 \text{ Wm}^{-2}$ , LWUP 的偏差和均方根误差分别为  $-4.33 \text{ Wm}^{-2}$  和  $18.15 \text{ Wm}^{-2}$ 。由 LWUP 和 LWDN 差值得到的长波净辐射 (LWNT) 的偏差为  $0.70 \text{ Wm}^{-2}$ , 均方根误差为  $26.7 \text{ Wm}^{-2}$ , 精度明显优于其他同类产品 (Zeng 等, 2020)。

另外, 利用线性正弦函数内插方法生成了日均地表长波辐射产品 (Zeng 和 Cheng, 2021), 它的空间分辨率为  $0.05^\circ$ , 偏差和均方差误差分别是  $-4.15/13.74 \text{ Wm}^{-2}$  (LWUP),  $-1.3/27.52 \text{ Wm}^{-2}$  (LWDN) 和  $2.85/25.91 \text{ Wm}^{-2}$  (LWNT)。

### 2.6.2 基于 AVHRR 数据的日均长波辐射产品

对于全天候的长波辐射, 研发了一个密集连接的卷积神经网络模型 (Xu 等, 2022b), 生产了

GLASS AVHRR 时空连续的天均长波辐射数据集。具体而言, 使用 CERES, ERA5 和 GLASS MODIS 的长波辐射数据, 基于随机森林 (RF) 算法融合的长波辐射样本驱动搭建的深度神经网络模型。AVHRR 大气层顶的短波反射率 (Zhan 和 Liang, 2022) 和热红外亮度温度观测值, 太阳—观测几何信息, 以及 ERA5 的近地表气象数据 (气温, 水汽, 相对湿度) 是模型的主要输入, 其中短波观测值在大气水汽和液态水云含量较高的情况下对于估算全天空长波辐射有着很好的帮助。迁移学习的应用很好地解决了长波辐射在大气水汽含量较高情况下的饱和效应。独立验证的结果表明神经网络模型具有很高的精度。

与 CERES, ERA5, 以及 GLASS MODIS 长波辐射产品相比, 在相同的地面站点实测数据验证条件下, GLASS AVHRR 长波辐射数据具有更高的精度, LWDN 的偏差和均方根误差分别为  $-2.65 \text{ W m}^{-2}$  和  $19.08 \text{ W m}^{-2}$ , LWUP 的偏差和均方根误差分别为  $-3.70 \text{ W m}^{-2}$  和  $15.80 \text{ W m}^{-2}$ , LWNT 的偏差和均方根误差分别为  $0.49 \text{ W m}^{-2}$  和  $16.29 \text{ W m}^{-2}$ 。相比较而言, 其余 3 套数据的长波辐射的均方根误差范围为  $20.95\text{—}27.82 \text{ W m}^{-2}$  (LWDN),  $17.46\text{—}17.93 \text{ W m}^{-2}$  (LWUP),  $18.32\text{—}25.97 \text{ W m}^{-2}$  (LWNT)。

## 2.7 全波段净辐射

全波段净辐射 ( $R_n$ , 以下简称净辐射) 是地表从短波 ( $0.3\text{—}4 \mu\text{m}$ ) 到长波 ( $4\text{—}100 \mu\text{m}$ ) 波谱范围内下行辐射和上行辐射之差。净辐射表征地表辐射能量收支, 是气候变化乃至全球水碳循环的重要驱动力。

GLASS  $R_n$  产品基于数据驱动方法生成, 包括日间 (日出到日落) 及天均 (包含白天与夜晚) 两个时间尺度。日间净辐射产品输入数据包含 GLASS DSR、归一化植被指数 (NDVI) 和反照率产品, 以及 MERRA2 再分析数据的气象数据。在探索线性回归模型 (Jiang 等, 2015) 和多种机器学习方法 (Jiang 等, 2014) 的基础上, 我们选择了 MARS 和随机森林 (RF) 算法, 通过全球逾 600 个站点实测数据建模生成 (Jiang 等, 2016, 2019)。

天均净辐射产品通过引入白天时长等关键变量进一步完善日间净辐射产品算法, 并且生产了 GLASS MODIS 和 GLASS AVHRR 两套产品。在高纬地区, 由于 DSR 数据产品不稳定或者缺失太多,

GLASS MODIS 产品采用深度学习方法从 MODIS 大气层顶波段数据直接估算 (Chen 等, 2020); 而 GLASS AVHRR 产品则因受可用数据源限制, 采用了经过矫正的 ERA5 填充, 最终得到全球时空无缺的 GLASS AVHRR 天均净辐射产品。最近也发展了利用深度学习方法从 AVHRR 大气顶端观测数据直接生产了天均净辐射产品 (Xu 等, 2022a)。

迄今为止, GLASS 天均净辐射产品是空间分辨率最高 ( $0.05^\circ$ ) 的长时间序列且全球时空无缝的遥感净辐射产品。为演示目的, 比较了中国京津冀地区 2013 年 6 月 CERES 与 GLASS 净辐射产品。由于较粗的空间分辨率 ( $1^\circ$ ), CERES 产品无法刻画 GLASS 产品所表现的详细的空间细节变化。

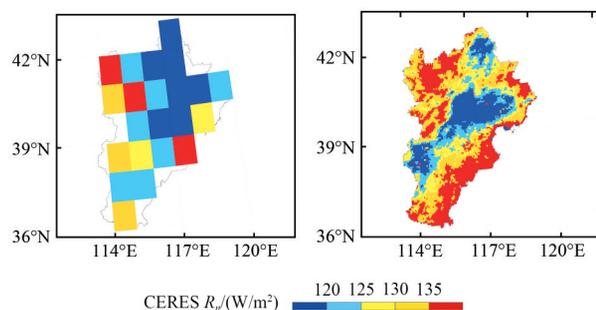


图2 中国京津冀地区 2013 年 6 月 CERES 与 GLASS 净辐射分布图

Fig.2 Distribution of CERES and GLASS  $R_n$  in the Beijing-Tianjin-Hebei region of China in June 2013

Jiang 等 (2019) 基于全球 142 个站点实测数据直接验证以及与现有其他同类净辐射产品的交叉比较对 GLASS 日间净辐射产品开展评价, GLASS 日间净辐射产品总体验证精度为  $R^2=0.80$ ,  $RMSE=51.35 \text{ W m}^{-2}$ ,  $MBE=0.18 \text{ W m}^{-2}$ , 优于对应的 CERES SYN1deg\_Ed3 产品 ( $R^2=0.81$ ,  $RMSE=54.96 \text{ W m}^{-2}$ ,  $MBE=22.72 \text{ W m}^{-2}$ ), 且在不同的地表覆盖、高程范围和天气状况下均表现稳健。而针对实际应用更广泛的 GLASS 天均净辐射产品, 利用全球 574 个站点实测数据开展精度验证, 并与 CERES4A、ISCCP-FH 遥感产品及 ERA5、MERRA2 再分析产品等最新产品交叉比较。验证结果分为 1983 年—2018 年及 2000 年—2018 年两个时间段, 各产品根据持续时长与站点实测数据比对。结果显示, GLASS 两套天均净辐射产品在两个时间段内的总体精度都优于两套遥感产品, 尤其 GLASS

MODIS产品在2000年—2018年时间段内以RMSE=26.18 Wm<sup>-2</sup>的精度更优于GLASS-AVHRR (RMSE=33.21 Wm<sup>-2</sup>)；而再分析产品中ERA5的精度与GLASS AVHRR相当，但GLASS-AVHRR空间分辨率更高。

## 2.8 蒸散发(ET)

ET (Evapotranspiration) 是指陆表土壤蒸发、植被蒸腾、植被截留蒸发、水体蒸发以及冰雪升华过程中由于水汽相变(水从液态到气态)向大气传输的水通量。陆表蒸散发是水圈、大气圈和生物圈水分和能量交换的主要过程参量，是陆地表层能量循环、水循环和碳循环中最难估算的份量之一，长期以来是农业、水文预报、天气预报以及气候过程模拟中必不可少的关键变量。

目前全球遥感ET产品种类繁多，且应用广泛，但绝大多数产品都是采用单一算法研发的，产品不确定性大，产品间的差异可达52.5 Wm<sup>-2</sup> (Li等, 2021c)。

GLASS ET产品算法采用多算法集合理念，采用贝叶斯模型平均(BMA)方法和全球240个站点的FLUXNET涡度相关数据，集成5种传统蒸散发算法(MOD16 ET算法、改进的Penman-Monteith算法、美国喷气推进实验室的Priestley-Taylor算法、增强型的Priestley-Taylor算法以及美国马里兰大学的半经验彭曼ET算法)(Yao等, 2014)，降低了单一算法的不确定性，提升了全球陆表蒸散发的估算精度。GLASS ET产品主要包括MODIS ET和AVHRR ET两套产。产品主要特色是采用算法集合理念、产品时间跨度长、产品精度高、产品时空一致性好。

经过全球240个站点的FLUXNET涡度相关数据验证表明：GLASS ET产品的RMSE=35.3 Wm<sup>-2</sup>，R<sup>2</sup>=0.75。通过验证比较GLASS ET产品和全球常见的ET遥感产品(PML\_V2、FLUCXOM、MOD16和GLEAM)，表明GLASS MODIS ET产品精度最高(R<sup>2</sup>=0.58，RMSE=26.2 Wm<sup>-2</sup>)，其次是GLASS AVHRR ET产品(R<sup>2</sup>=0.58，RMSE=26.5 Wm<sup>-2</sup>)。除GLASS ET产品外，其余4种全球ET产品中精度最高的是PML\_V2 (R<sup>2</sup>=0.56，RMSE=26.9 Wm<sup>-2</sup>)，其次是FLUCXOM (R<sup>2</sup>=0.53，RMSE=26.9 Wm<sup>-2</sup>)，再次是GLEAM (R<sup>2</sup>=0.49，RMSE=30.5 Wm<sup>-2</sup>)，而MOD16在所有ET产品中精度最低 (R<sup>2</sup>=0.42，

RMSE=30.0 Wm<sup>-2</sup>)。

GLASS ET产品在全球变化研究、自然资源调查、生态环境监测等领域得到了广泛应用。其中，Song等(2018)比较了中国黑河流域5个卫星ET产品，发现GLASS ET产品比单个模型精度更高。Li等(2021c)验证了中国海河流域6个卫星ET产品，发现GLASS ET产品无论在时空连续性上还是在精度等方面都具有明显的优势。

## 2.9 近地面空气温度

近地面空气温度指地表以上1.5—2 m处的大气温度，表征地表和底层大气的热状态信息。作为多种地学、气候学模型的重要输入参量，气温数据广泛地应用于生态学、气候学、环境学、流行病学等领域。高时空分辨率的气温产品对数值气候模式和天气预报必不可少，对于例如农作物估产、植物生理监测、城市热岛监测等一些遥感应用也具有至关重要的意义。然而，地面站点测量数据受限于较差的空间代表性，而再分析和气象强迫数据集的空间分辨率相对较粗、精度不高。当前缺乏同时满足中高空间分辨率、长时序、全天候和大尺度覆盖的气温产品。基于卫星遥感数据的气温估算方法主要有5种：(1)传统统计方法；(2)温度—植被指数方法；(3)地表能量平衡参数化法；(4)卫星大气廓线产品估算法；(5)机器学习方法。

GLASS近地面空气温度产品是基于MODIS观测数据、GLDAS (Global Land Data Assimilation System)模式数据，以及长时序、全天候观测的其他GLASS系列卫星遥感产品(比如DSR、反照率和叶面积指数)，利用机器学习方法生成的长时序、时空无缝、全天候日均气温产品。

该方法先用于中国大陆地区(Chen等, 2021c)，多种验证结果均显示了较高的精度。独立验证集的验证结果显示模型的R<sup>2</sup>为0.98，RMSE在1.4 K左右，表明该方法能在不同天气条件下准确估算气温，并在不同的地表类型、季节上均达到比较好的精度，保证了产品的质量。将2010年的GLASS气温数据集产品与现有的3种产品进行了时空分析对比，包含CLDAS (China Land Data Assimilation System) (0.0625°)、CMFD (China Meteorological Forcing Data) (0.1°)和GLDAS再分析数据(0.25°)，并利用地面站点实测数据对产品

精度进行比较。结果显示, 4种气温产品在时空格局上具有较好的一致性, 而GLASS气温产品具有更高的空间分辨率(1 km)和更优的精度( $R^2=0.992$ ,  $RMSE=1.010$  K)。

除日均气温以外, 日最高、最低气温同样广泛应用于全球变暖、气候分析等领域。GLASS全球全天候LST产品具有长时间序列、高时空分辨率、全球陆表分布的特性。因此, 目前我们生产的全球陆表区域1 km日最高、平均和最低气温产品(2000年—2020年), 以满足众多研究领域的分析、决策与应用需求。

### 3 生态系统结构参数与碳通量产品

#### 3.1 叶面积指数(LAI)

LAI (Leaf Area Index) 有真实LAI和有效LAI之分。真实LAI定义为单位总绿叶面积的一半水平地面面积, 而有效LAI是真实LAI乘以聚集指数。大多数陆面数值模型和各种应用主要使用真实LAI。

GLASS LAI产品是真实LAI。前5个版本(V1—V5)是使用一般回归神经网络(GRNN)生成的(Xiao等, 2014, 2016a)。绝大多数的神经网络方法只使用特定时间获取的卫星数据来反演LAI, GLASS LAI算法使用一整年的预处理反射率数据来训练GRNN, 并为每个像素估计一年的LAI剖面, 使用时间序列的地表反射率比使用单个反射率值更有优势。与其他长期LAI产品相比, GLASS LAI产品已被证明具有更高的质量和精度(Xiao等, 2017)。独立直接验证也表明, 与同类产品相比较GLASS LAI产品显示出最佳的精度, 全球 $R^2=0.70$ ,  $RMSE=0.96$ , 中国地区 $R^2=0.94$ ,  $RMSE=0.61$ (Xu等, 2018)。另一项独立验证研究也表明, 对所有被测试的生物群落类型, GLASS LAI产品具有最低的不确定性, 其次是GEOV1和MODIS(Xu等, 2018)。

GLASS MODIS LAI产品的最新版本(V6)使用了一套全新的反演方法: 双向长短期记忆(Bi-LSTM)时间循环神经网络模型, 基于现有较高质量的全球LAI产品, 通过聚类分析选取全球分布且能代表不同地表覆盖、不同植被生长变化类型及不同卫星观测条件下的像元, 采用最小差原则, 融合多种LAI产品来构建时间序列LAI样本, 利用Bi-LSTM模型建立时间序列MODIS地表反射率与LAI的关系, 训练得到Bi-LSTM算法模型, 并最终

生成22年(2000年—2021年)的250 m和500 m LAI产品数据(Ma和Liang, 2022)。基于Bigfoot, VALERI及IMAGINES观测网络的79幅LAI高分辨率参考图进行的直接验证表明, 与300 m PROBA-V LAI、500 m MODIS C6和GLASS V5 LAI相比, 250 m和500 m分辨率的GLASS V6 LAI产品具有更高的精度( $RMSE$ 分别为0.96和0.87), 更好的空间和时间一致性。新版本GLASS LAI产品相比旧版的改进及特点包括时空稳定性更高(没有空白或缺失值), 表征植被物候、捕捉植被扰动变化等方面的时间一致性及准确性更好。

MODIS官方LAI产品是500 m分辨率, GLASS MODIS LAI V6产品的分辨率是250 m, 它是全球长时序LAI产品中空间分辨率最高的。图3显示250 m LAI产品可以更好地表征地表的空间细节。

GLASS LAI产品被用于从卫星数据中估算其他变量, 如计算吸收的光合有效辐射比(FAPAR)(Xiao等, 2016b)、植被覆盖度(Xiao等, 2016b)、植被表面的宽波段发射率(BBE)(Cheng等, 2016; Meng等, 2017)、植被初级生产力(GPP)(Tian等, 2017); 以及描述具有复杂地形的流域内的生态系统动态特征(Liu等, 2017)。GLASS LAI产品也常常在其他的反演方法中被用于先验知识或者初始值, 比如我们最近研发的从卫星数据中同时估计一组大气和地表参数的数据同化方法(Ma等, 2017a, 2018, 2021, 2022b)。

GLASS LAI产品还被用于驱动各种描述地表过程的数值模型, 如动态全球植被模型(LPJ-DGVM), 以实现估算和观测GPP(Ma等, 2017b)之间更好的一致性。用于确定对植树造林的水文响应的水文模型(Liu等, 2016)。

GLASS LAI产品也被用来评估陆表模型(Tesemma等, 2015; Druel等, 2017; Guimberteau等, 2018)和地球系统模型(Huang等, 2016), 评估植被变化的环境响应(Jiapaer等, 2015), 评价水量平衡与土壤酸碱度的关系(Slessarev等, 2016), 评价植被对气候变暖的缓解作用(Zeng等, 2017; Alkama等, 2022)和地表的能量分配(Forzieri等, 2020), 检测植被在不同空间尺度上的变绿或者变黄的趋势(Piao等, 2015; Zhu等, 2016b; Li等, 2018; Gao等, 2019, 2020)。GLASS LAI产品也被同化到陆面模型(Mocko等, 2021)。

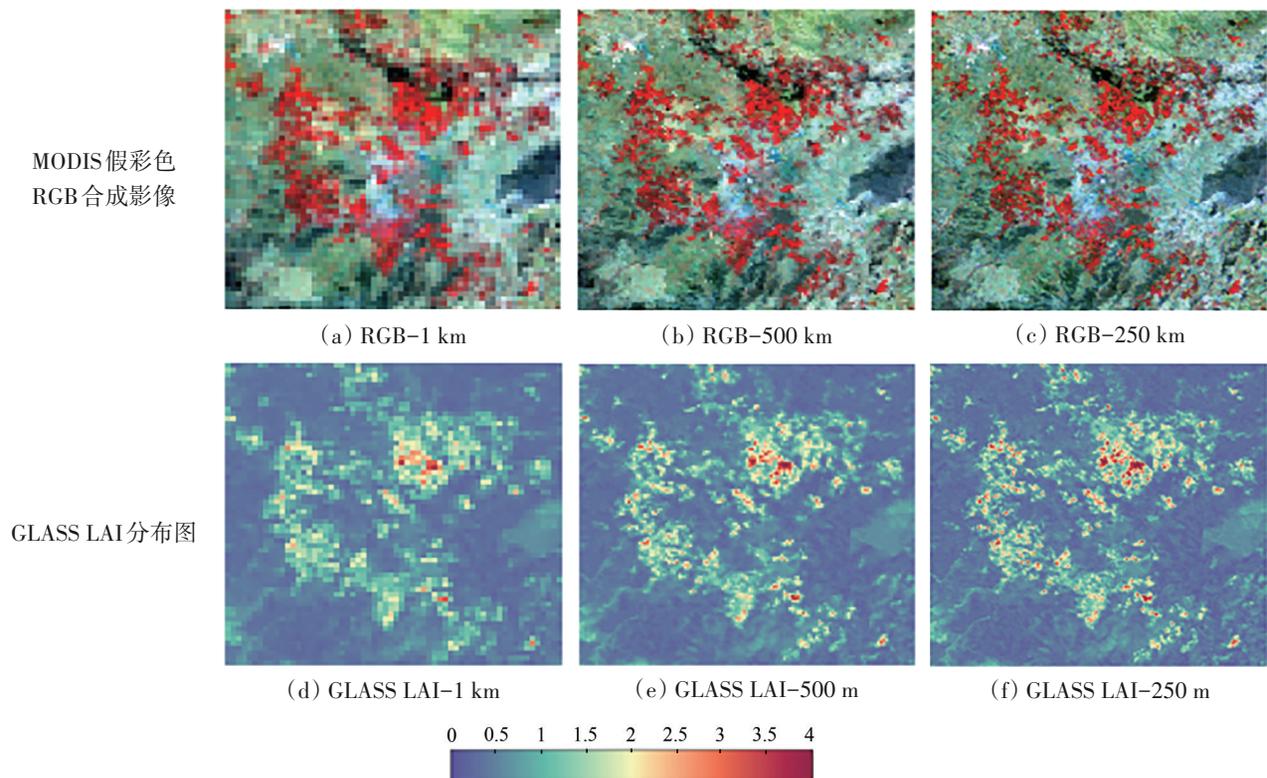


图3 比较不同空间分辨率的LAI图(2015年第145天,西班牙Barrax-LasTiesas(中心经纬度39.00, -1.94,范围6 km×6 km)  
Fig.3 Comparison of the LAI maps at different spatial resolutions Barrax-lastiesas, Spain (center latitude and longitude 39.00, -1.94, range 6 km×6 km) on the 145th day in 2015)

### 3.2 植被光合有效辐射吸收比(FAPAR)

FAPAR (Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation) 表征入射到植被冠层顶端的光合有效辐射被绿色植被吸收的比例,它是与植物光合活性直接相关的关键生物物理变量,是活植被存在和生产力的指标,也是陆地碳汇强度的指标。GLASS FAPAR产品代表当地时间上午10:30的瞬时值,是天均的近似值。

GLASS前五版FAPAR产品不是直接从卫星数据反演得到,而是从GLASS LAI产品和其他辅助信息(Xiao等,2015)衍生而来。该方法主要根据整个冠层的光合有效辐射(PAR)透过率计算FAPAR。GLASS MODIS FAPAR V6产品与LAI V6产品保持一致,是利用卫星数据和现有FAPAR、LAI产品反演得到的(Ma等,2022a),比前五版具有更高的质量和精度。它基于较高质量的全球FAPAR产品(MODIS C6、GLASS V5和PROBA-V V1),在已选取的全球代表性样点上,采用最小差距原则融合现有FAPAR产品来构建FAPAR时间序列样本;并利用Bi-LSTM模型训练得到时间序列MODIS反射率(仅使用红、近红外前两个波段及

角度信息)、GLASS V6 LAI和FAPAR样本值的映射关系,从而生成全球250 m空间分辨率的FAPAR产品。基于VALERI及MAGINES观测网络的62幅FAPAR高分辨率参考图的直接验证表明,250 m和500 m分辨率的GLASS V6 FAPAR产品(RMSE均为0.1)比现有300 m和500 m的FAPAR产品具有更高的精度。与GLASS LAI V6在时空分布上具有一致性。

GLASS AVHRR FAPAR V5产品与两种类似产品(NCEI和GIMMS3g)进行了比较,GLASS产品具有更好的质量和精度(Xiao等,2018)。

GLASS FAPAR产品已在许多研究中得到应用。例如,Zhu等(2016a)和Wang等(2017)证明,通过用GLASS FAPAR产品替代MODIS FAPAR产品,特别是在农田方面,在估算GPP方面取得了很大的改进。Hu等(2018)也将GLASS FAPAR产品纳入他们的GPP计算中。

### 3.3 植被覆盖度(FVC)

FVC (Fractional Vegetation Cover) (Zhu等,2016a)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。植被覆盖度是表征陆表植被水平分布特征的重要参数,在大气圈、土壤圈、水圈和生物圈研究中占据重要地位,长期以来是陆面模型、天气预报模型、区域和全球气候模式、水文模型、全球变化、生态环境监测等研究中表征地表植被状况的关键变量。

目前,基于不同卫星遥感数据已经生成了多个全球FVC产品,但不同产品间存在明显的差异,而且存在产品验证精度不确定性大、时间—空间不连续等问题,如GEOV1 FVC产品验证精度较好(Camacho等,2013),但利用农田区的连续地面观测数据的验证表明该产品高估了多达0.2(Mu等,2015)。

GLASS FVC产品算法建立在构建全球分布的高空间分辨率遥感植被覆盖度样本数据集的基础上,训练和检验机器学习算法,综合考虑算法精度和计算效率构建可靠的全球FVC反演算法(Jia等,2019)。最初GLASS MODIS FVC产品算法是基于GRNN模型(Jia等,2015),但在全球FVC产品生产过程中计算效率不令人满意,通过比较多种机器学习方法,最终选择具有较高计算效率和合理精度的MARS方法(Yang等,2016)。

此外,为进一步拓展GLASS MODIS FVC产品的时间跨度,发展具有时空一致性的长时间序列全球FVC产品,在GLASS MODIS FVC产品的基础上,研发了基于AVHRR数据的GLASS AVHRR FVC产品(Jia等,2019)。首先,在全球采样点的支持下,构建一整年空间对应的AVHRR反射率与GLASS MODIS FVC全球训练样本集;然后,利用样本集训练MARS模型,形成基于AVHRR反射率数据的植被覆盖度算法。最后,利用GLASS MODIS FVC对AVHRR数据估算的FVC进行线性校正,得到与GLASS MODIS FVC一致的AVHRR FVC产品。

基于全球分布的VALERI地面验证数据的精度检验结果表明(Jia等,2019):GLASS MODIS FVC产品的RMSE=0.157,  $R^2=0.809$ ,略优于GEOV1 FVC产品(RMSE=0.166,  $R^2=0.775$ );GLASS AVHRR FVC产品的验证结果( $R^2=0.834$ , RMSE=0.145)优于基于AVHRR数据的GEOV1 FVC产品( $R^2=0.799$ , RMSE=0.174)。此外,在黑河农田区基于时间序列的FVC地面测量数据验证表明,GLASS FVC产品的精度表现( $R^2=0.86$ , RMSE=0.087)明显优

于GEOV1 FVC产品( $R^2=0.71$ , RMSE=0.193)(Jia等,2018a),改善了GEOV1 FVC产品的高估现象(Jia等,2016,2018a)。

GLASS FVC产品具有产品时间跨度长、时空连续性好、精度高等主要特色。GLASS FVC产品已在全球变化研究、生态环境监测等领域得到了应用,例如评估青藏高原地区生态脆弱性,并分析了其时空变化特征(Xia等,2021);分析中国2001年—2018年的植被覆盖变化趋势,并定量化探讨了CO<sub>2</sub>、温度、短波辐射、降雨和土地覆盖变化等因素对植被覆盖变化的影响(Mu等,2021)。

### 3.4 植被总初级生产力(GPP)和净初级生产力(NPP)

植被初级生产力可以分为总初级生产力GPP(Gross Primary Production)和净初级生产力NPP(Net Primary Production)。前者是指生态系统中绿色植物通过光合作用,吸收太阳能固定大气二氧化碳合成有机物的速率。后者则表示了从总初级生产力中扣除植物自养呼吸所消耗的有机物后剩余的部分。植被初级生产力体现了陆地生态系统在自然条件下的生产能力,是估算地球支持能力和评价生态系统可持续发展的一个重要生态指标。同时,植被面积占陆地总面积的90%以上,其对气候变化的调节与反馈作用对于调节气候、减缓大气CO<sub>2</sub>浓度增加扮演着重要作用。不仅如此,大约40%植被净初级生产力被人类直接或间接的利用,是人类赖以生存与持续发展的基础。

GLASS GPP算法源于Eddy Covariance-Light Use Efficiency(EC-LUE)模型(Yuan等,2010)。原始的EC-LUE模型仅由4个变量驱动:遥感植被指数(NDVI)、光合有效辐射、空气温度和波文比(感热和潜热通量的比值)。后期的EC-LUE模型用生态系统蒸散发与净辐射的比值代替了波文比,并对RS-PM模型进行了修正,以模拟生态系统蒸散发(Yuan等,2010)。最近,为了准确模拟GPP的长期变化特征,GLASS GPP产品使用了最新版本的EC-LUE模型,重点是综合了几个影响GPP长期变化趋势的环境变量:大气CO<sub>2</sub>浓度、直接和散射辐射通量和大气水汽压亏(Yuan等,2019;Zheng等,2020)。在GLASS GPP的基础上,采用TRENDY模型比较计划中的10个动态植被模型模拟的植物自养呼吸与GPP的比值,模拟生成

GLASS NPP产品。

EC-LUE模型已经在北美、欧洲和东亚使用涡动相关塔的测量数据进行了验证 (Yuan等, 2007, 2010, 2014; Li等, 2013)。验证结果表明, EC-LUC模型能够较好地再现GPP在不同生态系统类型上的时空变化特征。特别是最近的验证结果表明, EC-LUE模型能够很好地模拟GPP空间和时间变化趋势 (Zheng等, 2020)。几个模型比较也表明, EC-LUE模型优于其他LUE模型。以往的研究将EC-LUE模型与基于中国东南部涡动相关塔测量的MODIS GPP产品进行了比较, 发现EC-LUE模型比MODIS算法表现更好 (Xu等, 2013)。最近的一项研究比较了8个基于卫星的GPP模型在不同主要草地生态系统类型上的表现, 发现EC-LUE模型表现最好 (Jia等, 2018b)。对分布在全球的85个涡动相关塔评估表明, 由于GLASS GPP产品集成了重要的环境变量, 因此能够代表年际变化和长期趋势 (Zheng等, 2020)。

GLASS GPP产品已经广泛地用于评价不同时空尺度的GPP变化 (Han等, 2015; Ma等, 2015; Wang等, 2015b; Xu等, 2013)。例如, Yuan等 (2019) 利用GLASS GPP产品研究了大气VPD对全球陆地GPP的影响, 发现20世纪90年代末以后, 由于VPD的增加, GPP持续普遍下降, 抵消了正CO<sub>2</sub>施肥效应。此外, GLASS GPP算法已被用于开发和改进其他GPP模型 (Kanniah等, 2009; Restrepo-Coupe等, 2013; Pasquato等, 2015; Verma等, 2015)。

### 3.5 森林地上生物量(AGB)

森林生物量是指单位面积上长期累积的全部活有机体的总量, 通常用单位面积上的干物质重量表示, 单位为t/ha或Mg/ha。森林AGB (Above-Ground Biomass) 指的是土壤以上所有活的生物量, 包括茎、树桩、树枝、树皮、籽实和叶。森林AGB作为陆地生态系统重要的碳储库, 在全球碳循环领域具有重要作用。

森林AGB的准确估计有赖于对森林水平和垂直结构刻画的能力, 因此, 目前的研究大多采取联合光学、微波 (尤其是合成孔径雷达)、激光雷达数据和气象等辅助数据的方式, 进行区域森林AGB估算或制图, 并产生了一些区域或全球覆盖森林AGB空间分布图 (Zhang等, 2019b)。尽管多

源遥感数据估算森林AGB的研究取得了较大进展, 甚至全球森林AGB制图仍是一些地球观测系统任务的主要驱动力, 但目前森林AGB估算的不确定性依然很大, 并且长时间序列森林AGB数据相对缺乏。要解决这些问题, 我们需要在高质量的地面实测数据、发展深度学习等高级算法、更好地利用新型传感器数据和准确量化森林AGB变化等方面进行深入研究和不断推进。

GLASS森林AGB产品基于高级陆表遥感产品估算生成, 其训练数据来自于从地面实测、激光雷达和部分高精度生物量数据编译而成的森林AGB基准数据 (Zhang和Liang, 2020), 预测变量包括GLASS GPP、Albedo、FVC和FAPAR以及植被光学厚度 (VOD) 数据和坡度等。这些输入数据涵盖了光学、微波和激光雷达获取的数据。森林AGB预测算法为CatBoost集成算法。在前期的研究中, 我们发现CatBoost比RF、GBRT、SVR、MLP和MARS等算法在预测生物量方面性能更好 (Zhang等, 2020b)。基于时间序列的遥感产品和CatBoost算法, 生产了1985年—2015年每5年一期的全球森林AGB空间分布, 并量化了生物量基准数据采样对森林AGB估算的不确定性。交叉验证结果表明, GLASS森林AGB精度 $R^2$ 为0.83, 均方根误差为34.45 Mg/ha。全球有81.47%森林像元其AGB估算不确定性 $\leq 10\%$ , 仅有0.84%的森林像元其AGB估算不确定性 $> 20\%$ 。从纬度分布上, GLASS森林AGB与基于全球FRA (Forest Resources Assessment) 生物量降尺度得到的森林AGB较为接近 (Kindermann等, 2008)。

## 4 北半球积雪面积(SCE)

积雪是季节性积雪的简称, 代表地球表面存在时间不超过一年的雪盖。积雪面积SCE (Snow Cover Extent) 是单位上积雪覆盖的百分比。积雪是全球气候变化的重要指示器, 对气温和降水等气候系统变量极其敏感。同时, 积雪对气候系统有重要的反馈作用, 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影响着地球表层的能量平衡、大气循环、水循环和碳氮循环。SCE不仅是中国气候系统检测的关键指标之一, 也是世界气象组织 (WHO) 和政府间气候变化专门委员会 (IPCC) 数次气候变化评估报告的重要变量之一。

现阶段积雪卫星产品较多,但存在时间尺度短、分辨率低、时空覆盖不完整等问题,比如空间分辨率普遍粗于25 km。为解决这一问题,以AVHRR逐日地表反射率气候数据集(AVHRR-SRCDR)为基础,分离陆地、积雪、云覆盖、无效观测等像元,在此基础上通过已发布积雪产品填充、时空滤波和查找表补全等方法,生产了近40年时空无缝的GLASS SCE产品(Chen等,2021b)。

GLASS SCE产品算法包括4个步骤:(1)采用多阈值检验的决策树算法从AVHRR数据中区分逐日积雪面积像元(NHSCE-D)和其他地表覆盖类型;(2)利用已发布的两个积雪产品将云覆盖和无效观测的像元进行填补,并进一步与NHSCE-D合并,生成北半球逐日积雪面积数据(NHSCE-Dc);(3)利用时间聚合,检测NHSCE-Dc在每个8 d周期内的最大积雪覆盖面积(NHSCE-8Dc)和最小空缺像元;(4)利用先验知识和历史积雪覆盖率曲线,进一步对最小空缺像元进行判断和填充,并与NHSCE-8Dc合并,从而产生时间分辨率为8 d的无间隙的GLASS SCE产品。

利用全球历史气候学网络(GHCN)站点积雪深度数据、MOD10C2积雪丰度数据和独立的CLARA-SAL-A2地表反照率数据对GLASS SCE产品的质量进行了评价。我们发现,基于GHCN站点和GLASS SCE计算得到的1981年—2017年间年平均积雪覆盖频率之间的相关性为0.61 ( $p < 0.05$ );基于MOD10C2和GLASS SCE计算得到的2001年—2019年间年平均积雪覆盖丰度之间的相关性为 $r = 0.97$  ( $p < 0.01$ )。此外,基于CLARA-SAL-A2计算得到的1982年—2018年间4—8月平均地表反照率与相同时间段内基于GLASS SCE计算得到的月平均积雪覆盖丰度之间呈现一致的峰谷分布,在95%显著水平下其线性相关系数为0.76。通过与独立CLARA-SAL-A2地表反照率的比较,我们发现GLASS SCE产品在捕捉北半球长期积雪异常方面是可行的。

GLASS SCE产品与NOAA NHSSCE(低空间分辨率-25 km)、Suomi-NPP和MODIS(短时间跨度),以及ESA SCFG和JASMES(空间覆盖不完整)相比,GLASS SCE产品具有时间序列长、空间分辨率高(特别是2000年以前)、空间覆盖完整等优点。此外,结合已发布的JASMES和ESA的两

个SCE产品,以8 d为间隔进行逐日积雪面积数据聚合,提高了GLASS SCE的空间完整性。在具体的应用中具有一定的优势。

## 5 GLASS产品生产、发布和应用

生成高级遥感产品需要除了有先进的数据处理方法和有效的反演算法,还要有海量存储装置及一套软、硬件结合的高性能计算机系统。GLASS产品集涉及的产品种类多、时间长,范围广,因此需要有一套高性能计算与存储系统用于数据处理、存储和备份。在过去10多年间,北京师范大学建设并不断完善了GLASS产品生产系统(Zhao等,2013)。

GLASS产品生产系统包括系统管理和产品生产等业务模块,目前存储的数据超过3 PB。系统管理主要包含用户管理、计算任务提交、任务管理和任务调度功能模块。产品生产模块目前支持每种GLASS产品的生产。GLASS产品采用HDF-EOS文件格式存储。此外,我们使用JPG格式显示产品缩略图,使用XML格式存储产品元数据。产品使用等面积正弦地图投影和等角的地理经纬度地图投影。所有产品也聚集到 $0.05^\circ$ 或更粗的空间分辨率。

目前GLASS产品主要通过两个网站(国家地球系统科学数据中心<http://www.geodata.cn> [2022-09-09]和马里兰大学地理系GLASS产品发布网站<http://www.glass.umd.edu> [2022-09-09])向国内外全球用户发布。用户也可以通过北京师范大学GLASS数据网站(<http://glass-product.bnu.edu.cn> [2022-09-09])和全球对地观测系统的系统(GEOSS)数据门户(<https://www.geoportal.org> [2022-09-09])对不断更新的GLASS产品信息查阅与订购。

GLASS产品已经得到国内外同行高度认可,截止2021年12月,GLASS产品累计下载量超过1.7 PB(图4),服务1059所科研院所企事业单位306368人次。用户不仅包含国内众多的科研院校和行业部门,也包含国外的一些著名的机构,比如美国宇航局(NASA)、美国大气海洋局(NOAA)、美国农业部(USDA)等。越来越多的用户正在使用GLASS产品。

截至到2021年底,利用GLASS产品发表的SCI文章达到2033篇,其趋势在非线性地增加(图5)。使用GLASS产品的成果除了发表在各种专

业杂志上，近二十项重要研究成果已发表在 Nature、Science、PNAS 等国际顶尖的交叉学科期刊上。本次文献检索工作主要内容是检索2007年—2022年7月 GLASS 产品文章的引用情况，使用 web of science 网站（文献检索—所有数据库 (webofscience.com)）中的所有数据库（包括 web of science 核心合集、中国科学引文数据库、KCI-Korean Journal Database、MEDLINE、SciELO Citation Index）作为本工作的检索数据库。本工作利用 GLASS 网站 (<http://glass.umd.edu/introduction.html> [2022-09-09]) 列出的参考文献在 web of science 网

站进行查找，检索出文章的引用文章后区分自引、他引进行管理，最终进行汇总得到最终结果。

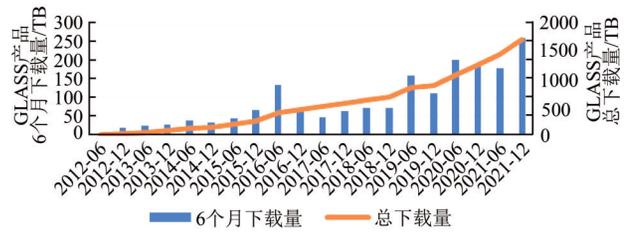


图4 GLASS 产品用户下载量统计

Fig.4 The temporal changes in the users' downloading data volume of the GLASS products

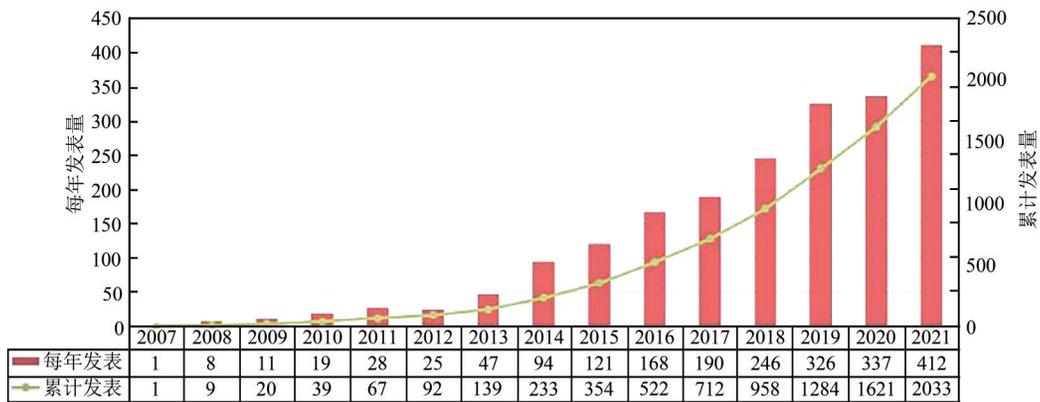


图5 利用GLASS产品逐年发表的SCI论文

Fig.5 The annual published SCI-indexed journal papers based on the GLASS products

在这些发表的SCI文章中，发现1421篇论文是主要关于应用的。其应用领域可以通过这些论文关键词出现的频率来粗略地确定。图6显示关键词出现频率由高到低的应用领域分别是：碳循环，生态，地表能量，热环境，气候变化，农业，水文水利，林业资源，国土，地球系统，草地资源等。

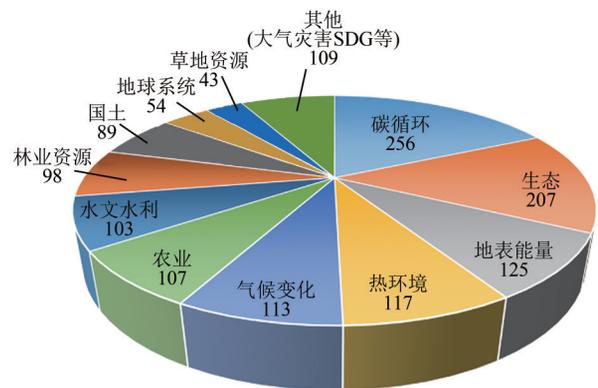


图6 GLASS 产品在不同应用领域发表的SCI文章统计结果

Fig.6 Number of SCI papers on the application areas of the GLASS products

此外，利用GLASS LAI、FAPAR、FVC、GPP、NPP等产品，科技部国家遥感中心发布了2012年—2013年、2017年和2019年等年度全球生态环境遥感监测报告，揭示了陆地植被的分布特征和变化趋势。这些报告发布可为保护生态环境、应对全球气候变化及政府决策提供支撑。

事实证明，GLASS 产品已成为国内外科研人员首要考虑的主流数据集。GLASS 产品的成功研发和在国际上的广泛使用，为中国对全球遥感领域的发展以及全球气候变化等方面的研究做出了杰出贡献。

## 6 GLASS 产品的未来改进

我们将在以下几个方面不断地改进 GLASS 产品的研发：

(1) 提高现有产品的空间分辨率。2000年以后一些产品（如反照率、LAI和FAPAR）已经具

有 250 m 的空间分辨率。计划将生成更多的 250 m 分辨率的产品。MODIS 传感器已经在天空中工作了 20 多年。如果 MODIS 数据不再获取, 我们将采用中国风云卫星的 MERSI 传感器数据, 它有 4 个 250 m 空间分辨率的波段;

(2) Hi-GLASS 产品。与 GLASS 产品研发并行发展的相关工作是高空间分辨率 Hi-GLASS (High-resolution GLASS) 产品集的研发, 初步目标是利用长时间 Landsat 观测数据生成 30 m 分辨率的 Hi-GLASS 产品。Hi-GLASS 生产系统建设在武汉大学遥感信息工程学院, 目前存储容量已经接近 10 PB。Hi-GLASS 科学团队成员是来自国内多家大学和科研单位, 在没有国家科研经费的支持下, 大家采用“自带干粮”的方式组织起来的。目前正在生成的产品包含: 云与阴影 (Sui 和 Sun, 2022), 地形校正的地表反射率 (Liu 等, 2021), 气溶胶光学厚度 (Lin 等, 2021), 地面反照率 (He 等, 2018; Ma 等, 2022c), 地面温度 (Cheng 等, 2021), 全波段净辐射, LAI 和 FAPAR, 植被覆盖度, 森林覆盖度 (Liu 等, 2021), 土壤湿度 (Zhang 等, 2022b), ET (Yao 等, 2017), GPP (Huang 等, 2022) 等。有些产品的算法已经发表, 《Science of Remote Sensing》正在组织一期特刊, 更多的 Hi-GLASS 算法和产品文章在陆续发表中。

由于 Landsat 数据的时间分辨率不高, 如何生成全球时空连续的 Hi-GLASS 产品是个巨大的挑战。使用多源数据, 特别是中国高分 16 m 分辨率的数据, 可以增加时间分辨率。Hi-GLASS 团队正在探索一系列的方法, 有些算法已经在杂志上发表 (Li 等, 2021b; Ma 等, 2022b)。

我们也希望国内更多的遥感同仁加入到 Hi-GLASS 团队。特别是如果你已经发表了 Landsat 数据的产品算法, 希望生成全球产品, Hi-GLASS 生产系统将有效地帮助你实现你的目标;

(3) 探索不同的机器学习算法 (包含深度学习) 和使用更多的卫星数据源, 特别是中国的卫星数据, 比如风云三号卫星的 MERSI 传感器与 MODIS 相似, 而且有 4 个 250 m 分辨率的波段, 不断提高陆表产品的精度和质量;

(4) 扩大产品数量。目前正在努力从不同的卫星观测中产生更多的陆表数据产品。将来的 GLASS 产品还会包含陆面类型变量, 比如基于 GLASS 定量产品生成的全球土地覆盖图 (Liu 等,

2020), 基于温度和降水生成的气候区分布图 (Cui 等, 2021)。除了共性产品, 我们将积极地发展一些针对特定行业 (比如农业、林业、可持续发展目标评价) 的专用数据产品。也可以根据用户要求提供定制式的产品;

(5) 拓宽 GLASS 产品的宣传。要更加积极地在专业学术会议, 讲习班和暑期学校上宣讲。我们自 2011 年以来在北京师范大学, 2019 年以来在武汉大学一直举办定量遥感暑假班。仅仅在 2021 年武汉大学举办的暑假班中, 就有超过 13 万人次听讲。我们要改善有效和高效的 web 用户界面数据下载和分发 GLASS 产品。我们也开发了“定量遥感天地”微信公众平台, 有关 GLASS 产品的研发进展不断地在这个公众平台上更新。

(6) 促进 GLASS 产品的充分利用。我们正在发展 GLASS 产品团队和其他研究项目之间的合作, 并计划周期性地举办 GLASS 产品用户大会。

## 7 结 语

本文简要地概述了现有 GLASS 产品的算法发展, 产品特性, 验证精度, 及其应用例子。GLASS 产品的成果都发表在顶尖的国际遥感杂志上, 得到了国内外同行的高度认可。

GLASS 产品的特性很大程度上是由其算法决定的。每个 GLASS 产品算法都具有一定的创新性。归纳起来有几个特性值得在这里强调一下。

(1) 基于时间序列深度学习的反演算法。现有产品算法基本上是基于单个像元, GLASS LAI (Ma 和 Liang, 2022) 和 FAPAR 产品是基于双向长短时记忆 (Bi-LSTM) 深度学习网络, 利用遥感观测数据时间、光谱信息, 生成 250 m 分辨率全球长时序 LAI 和 FAPAR 产品, 验证结果表明该产品具有更好的时空连续性和更高的精度。

(2) 使用多源数据集成的反演算法。针对已有数据未全球覆盖, GLASS 森林地上生物量产品发展了利用多源遥感数据 (激光雷达、光学热红外遥感产品, 地面观测) 机器学习集成算法 (Zhang 等, 2022c)。首先集成地面观测、激光雷达获取的生物量以及区域高分辨率生物量空间分布, 编译生成全球范围森林生物量基准数据。然后, 基于多源遥感数据 (光学+微波), 采用 CatBoost 集成算法进行训练, 建立森林生物量估算模型。克服了已有模型数据时间范围有限, 难以

推广获取时空一致产品。

(3) 基于物理过程的反演算法。GLASS 总初级生产力/净初级生产力 (GPP/NPP) 产品利用课题组自主研发的 EC-LUE 模型, 多代模型发展, 模型逐渐完善。目前模型考虑了植被阴阳叶光合效率差异, 大气干旱影响, 以及二氧化碳施肥效应等对植被光合作用重要的影响因子 (Zheng 等, 2020)。

(4) 耦合深度学习与物理模型的集成算法。单一的潜热算法都存在不确定性。GLASS 陆表潜热产品采用深度神经网络 (DNN) 集成五种卫星潜热通量算法 (Shang 等, 2021)。多模型集成理念可以降低单一模型不确定性, 确保了产品高精度。

与国际上其他现有全球陆表卫星产品相比, GLASS 产品具有一系列独特的特点:

1) 有些产品是世界上独一无二的, 比如高分辨率 (1 km) 宽波段发射率产品, 每 5 年  $0.05^\circ$  森林地上生物量长时间序列产品等;

2) 把目前国际主流同类产品 (DSR、地表反照率、BBE、上下行长波辐射、净辐射、LAI、FAPAR、FVC、GPP、NPP、潜热、积雪覆盖度) 的时间范围向前推了近 20 年。大多数国际上同类产品从 2000 年前后开始, 时间跨度为 20 年左右。基于 AVHRR 数据生产的 GLASS 产品集 (1981 年至今), 时间跨度超过 40 年;

3) 覆盖全球陆地海洋的辐射产品 (DSR、长波辐射、净辐射) 的空间分辨率为 1 km 或 5 km, 比国际同类产品提高了一个数量级。国外主流辐射产品 (例如 GEWEX、CERES、ISCCP) 空间分辨在 100 km 左右;

4) 多个世界上空间分辨率最高的长时间序列全球产品 (比如 LAI, FAPAR, 反照率, 积雪覆盖)。GLASS LAI、FAPAR、地表反照率产品的分辨率为 250 m, 而国外长时间序列全球覆盖的同类产品的空间分辨率最高为 500 m。另外还有 1 km 全天候 LST 与近地面空气温度,  $0.05^\circ$  北半球积雪覆盖度产品等;

5) GLASS 产品具有高质量和高精度。它们都是空间连续, 无数据缺失, 方便用户使用。基于地面测量的直接验证和多产品的比较, GLASS 产品具有更高的精度、质量和时空一致性。

GLASS 产品集是国内多家大学和研究单位无

数老师和同学的共同劳动结晶, 代表了中国陆表遥感的研 究水平, 在国际上也已经产生了重要的影响。展望未来, GLASS 产品集的持续研发还有很多挑战, 除了技术和组织方面的, 更大的挑战是科研经费资助的可持续性。

**志 谢** 感谢国内外许多专家的指导与支持; 感谢国家科技基础条件平台—国家地球系统科学数据中心 (<http://www.geodata.cn>) 和马里兰大学地理系 ([www.glass.umd.edu](http://www.glass.umd.edu)) 发布 GLASS 产品。也感谢许多同事和研究生为 GLASS 产品的研发做出了巨大的贡献。

## 参考文献 (References)

- Alkama R, Forzieri G, Duveiller G, Grassi G, Liang S L and Cescatti A. 2022. Vegetation-based climate mitigation in a warmer and greener world. *Nature Communications*, 13: 606 [DOI: 10.1038/s41467-022-28305-9]
- Cai W W, Yuan W P, Liang S L, Zhang X T, Dong W J, Xia J Z, Fu Y, Chen Y, Liu D and Zhang Q. 2014. Improved estimations of gross primary production using satellite-derived photosynthetically active radiation. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 119(1): 110-123 [DOI: 10.1002/2013jg002456]
- Camacho F, Cernicharo J, Lacaze R, Baret F and Weiss M. 2013. GEOV1: LAI, FAPAR essential climate variables and Fcover global time series capitalizing over existing products. Part 2: validation and intercomparison with reference products. *Remote Sensing of Environment*, 137: 310-329 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.02.030]
- Carter C and Liang S L. 2019. Evaluation of ten machine learning methods for estimating terrestrial evapotranspiration from remote sensing. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 78: 86-92 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.01.020]
- Chen J, He T, Jiang B and Liang S L. 2020. Estimation of all-sky all-wave daily net radiation at high latitudes from modis data. *Remote Sensing of Environment*, 245: 111842 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111842]
- Chen S Y, Zhang Y L, Wu Q L, Liu S H, Song C H, Xiao J F, Band L E and Vose J M. 2021a. Vegetation structural change and CO<sub>2</sub> fertilization more than offset gross primary production decline caused by reduced solar radiation in China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 296: 108207 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2020.108207]
- Chen X N, Liang S L, Cao Y F and He T. 2016. Distribution, attribution, and radiative forcing of snow cover changes over China from 1982 to 2013. *Climatic Change*, 137(3): 363-377 [DOI: 10.1007/s10584-016-1688-z]
- Chen X N, Liang S L, Cao Y F, He T and Wang D D. 2015. Observed contrast changes in snow cover phenology in northern middle and high latitudes from 2001-2014. *Scientific Reports*, 5: 16820 [DOI:

- 10.1038/srep16820]
- Chen X N, Liang S L, He L, Yang Y P and Yin C. 2021b. A temporally consistent 8-Day 0,05° gap-free snow cover extent dataset over the northern hemisphere for the period 1981-2019. *Earth System Science Data Discussions*, 2021: 1-30 [DOI: 10.5194/essd-2021-279]
- Chen Y, Liang S L, Ma H, Li B, He T and Wang Q. 2021c. An all-sky 1 km daily land surface air temperature product over Mainland China for 2003-2019 from MODIS and ancillary data. *Earth System Science Data*, 13(8): 4241-4261 [DOI: 10.5194/essd-13-4241-2021]
- Cheng J and Liang S L. 2013. Estimating global land surface broadband thermal-infrared emissivity using advanced very high resolution radiometer optical data. *International Journal of Digital Earth*, 6(S1): 34-49 [DOI: 10.1080/17538947.2013.783129]
- Cheng J and Liang S L. 2014. Estimating the broadband longwave emissivity of global bare soil from the MODIS shortwave albedo product. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119(2): 614-634 [DOI: 10.1002/2013JD020689]
- Cheng J and Liang S L. 2016. Global estimates for high-spatial-resolution clear-sky land surface upwelling Longwave radiation from Modis data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(7): 4115-4129 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2537650]
- Cheng J, Liang S L, Nie A X and Liu Q. 2018. Is there a physical linkage between surface emissive and reflective variables over non-vegetated surfaces? *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(4): 591-596 [DOI: 10.1007/s12524-017-0713-7]
- Cheng J, Liang S L, Verhoef W, Shi L P and Liu Q. 2016. Estimating the hemispherical broadband longwave emissivity of global vegetated surfaces using a radiative transfer model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(2): 905-917 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2469535]
- Cheng J, Liang S L and Wang W H. 2017. Surface downward Longwave radiation//Liang S L, ed. *Comprehensive Remote Sensing*. Oxford, UK: Elsevier: 196-216 [DOI: 10.1016/B978-0-12-409548-9.10373-2]
- Cheng J, Liang S L, Weng F Z, Wang J D and Li X W. 2010. Comparison of radiative transfer models for simulating snow surface thermal infrared emissivity. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 3(3): 323-336 [DOI: 10.1109/JSTARS.2010.2050300]
- Cheng J, Liang S L, Yao Y J, Ren B Y, Shi L P and Liu H. 2014. A comparative study of three land surface broadband emissivity datasets from satellite data. *Remote Sensing*, 6(1): 111-134 [DOI: 10.3390/rs6010111]
- Cheng J, Meng X C, Dong S Y and Liang S L. 2021. Generating the 30-M land surface temperature product over continental China and USA from Landsat 5/7/8 data. *Science of Remote Sensing*, 4: 100032 [DOI: 10.1016/j.srs.2021.100032]
- Cui D Y, Liang S L, Wang D D and Liu Z. 2021. A 1 km global dataset of historical (1979-2013) and future (2020-2100) Köppen - geiger climate classification and bioclimatic variables. *Earth System Science Data*, 13(11): 5087-5114 [DOI: 10.5194/essd-13-5087-2021]
- Dong L X, Hu J Y, Tang S H and Min M. 2013. Field validation of the GLASS land surface broadband emissivity database using pseudo-invariant sand dune sites in Northern China. *International Journal of Digital Earth*, 6(S1): 96-112 [DOI: 10.1080/17538947.2013.822573]
- Druel A, Peylin P, Krinner G, Ciais P, Viovy N, Peregon A, Bastrikov V, Kosykh N and Mironycheva-Tokareva N. 2017. Towards a more detailed representation of high-latitude vegetation in the global land surface model orchidee (ORC-HL-VEGv1.0). *Geoscientific Model Development*, 10(12): 4693-4722 [DOI: 10.5194/gmd-10-4693-2017]
- Feng Y B, Liu Q, Qu Y and Liang S L. 2016. Estimation of the ocean water albedo from remote sensing and meteorological reanalysis data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(2): 850-868 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2468054]
- Forzieri G, Miralles D G, Ciais P, Alkama R, Ryu Y, Duveiller G, Zhang K, Robertson E, Kautz M, Martens B, Jiang C Y, Arneth A, Georgievski G, Li W, Ceccherini G, Anthoni P, Lawrence P, Wiltshire A, Pongratz J, Piao S L, Sitch S, Goll D S, Arora V K, Lienert S, Lombardozzi D, Kato E, Nabel J E M S, Tian H Q, Friedlingstein P and Cescatti A. 2020. Increased control of vegetation on global terrestrial energy fluxes. *Nature Climate Change*, 10(4): 356-362 [DOI: 10.1038/s41558-020-0717-0]
- Gao X Y, Liang S L and He B. 2019. Detected global agricultural greening from satellite data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 276-277: 107652 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107652]
- Gao X Y, Liang S L and Sauer J. 2020. Greening hiatus in eurasian boreal forests since 1997 caused by a wetting and cooling summer climate. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(9): e2020JG005662 [DOI: 10.1029/2020JG005662]
- Good E J, Aldred F M, Ghent D J, Veal K L, Jimenez C. 2022. An analysis of the stability and trends in the LST\_cci land surface temperature datasets over europe. *Earth and Space Science*. 9. [10.1029/2022EA002317]
- Guimberteau M, Zhu D, Maignan F, Huang Y, Yue C, Dantec-Nédélec S, Ottlé C, Jorner-Puig A, Bastos A, Laurent P, Goll D, Bowring S, Chang J F, Guenet B, Tifafi M, Peng S S, Krinner G, Ducharme A, Wang F X, Wang T, Wang X H, Wang Y L, Yin Z, Lauerwald R, Joetzjer E, Qiu C J, Kim H and Ciais P. 2018. ORCHIDEE-MICT (V8.4.1), a land surface model for the high latitudes: model description and validation. *Geoscientific Model Development*, 11(1): 121-163 [DOI: 10.5194/gmd-11-121-2018]
- Han F, Zhang Q, Buyantuev A, Niu J M, Liu P T, Li X H, Kang S R L, Zhang J, Chang C M and Li Y P. 2015. Effects of climate change on phenology and primary productivity in the desert steppe of Inner Mongolia. *Journal of Arid Land*, 7(2): 251-263 [DOI: 10.1007/s40333-014-0042-4]
- He T, Liang S L, Wang D D, Cao Y F, Gao F, Yu Y Y and Feng M. 2018. Evaluating land surface albedo estimation from landsat mss, Tm, Etm +, and oli data based on the unified direct estimation approach. *Remote Sensing of Environment*, 204: 181-196 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.10.031]
- He T, Liang S L, Yu Y Y, Liu Q D, Gao F and Liu Q. 2013. Greenland

- surface albedo changes 1981-2012 from satellite observations. *Environmental Research Letters*, 8(4): 044043 [DOI: 10.1088/1748-9326/8/4/044043]
- Hu L, Fan W J, Ren H Z, Liu S H, Cui Y K and Zhao P. 2018. Spatio-temporal dynamics in vegetation gpp over the great khingan mountains using GLASS products from 1982 to 2015. *Remote Sensing*, 10(3): 488 [DOI: 10.3390/rs10030488]
- Huang X J, Zheng Y, Zhang H, Lin S R, Liang S L, Li X Q, Ma M G and Yuan W P. 2022. High spatial resolution vegetation gross primary production product: algorithm and validation. *Science of Remote Sensing*, 5: 100049 [DOI: 10.1016/j.srs.2022.100049]
- Huang Y Y, Gerber S, Huang T Y and Lichstein J W. 2016. Evaluating the drought response of Cmicp5 models using global gross primary productivity, leaf area, precipitation, and soil moisture data. *Global Biogeochemical Cycles*, 30(12): 1827-1846 [DOI: 10.1002/2016GB005480]
- Hulley G C, Hook S J, Manning E, Lee S Y and Fetzer E. 2009. Validation of the atmospheric infrared sounder (AIRS) Version 5 land surface emissivity product over the namib and kalahari deserts. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114(D19): D19104 [DOI: 10.1029/2009jd012351]
- Jia A L, Liang S L and Wang D D. 2022. Generating a 2-Km, all-sky, hourly land surface temperature product from advanced baseline imager data. *Remote Sensing of Environment*, 278: 113105 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113105]
- Jia A L, Ma H, Liang S L and Wang D D. 2021. Cloudy-sky land surface temperature from VIIRS and MODIS satellite data using a surface energy balance-based method. *Remote Sensing of Environment*, 263: 112566 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112566]
- Jia K, Liang S L, Gu X F, Baret F, Wei X Q, Wang X X, Yao Y J, Yang L Q and Li Y W. 2016. Fractional vegetation cover estimation algorithm for Chinese Gf-1 wide field view Data. *Remote Sensing of Environment*, 177: 184-191 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.019]
- Jia K, Liang S L, Liu S H, Li Y W, Xiao Z Q, Yao Y J, Jiang B, Zhao X, Wang X X, Xu S and Cui J. 2015. Global land surface fractional vegetation cover estimation using general regression neural networks from MODIS surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(9): 4787-4796 [DOI: 10.1109/tgrs.2015.2409563]
- Jia K, Liang S L, Wei X Q, Yao Y J, Yang L Q, Zhang X T and Liu D Y. 2018a. Validation of global land surface satellite (GLASS) fractional vegetation cover product from modis data in an agricultural region. *Remote Sensing Letters*, 9(9): 847-856 [DOI: 10.1080/2150704x.2018.1484958]
- 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. 2019. 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 W X, Liu M, Wang D D, He H L, Shi P L, Li Y N and Wang Y F. 2018b. Uncertainty in simulating regional gross primary productivity from satellite-based models over Northern China grassland. *Ecological Indicators*, 88: 134-143 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2018.01.028]
- Jiang B, Liang S L, Jia A L, Xu J L, Zhang X T, Xiao Z Q, Zhao X, Jia K and Yao Y J. 2019. Validation of the surface daytime net radiation product from version 4.0 GLASS product suite. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(4): 509-513 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2877625]
- Jiang B, Zhang Y, Liang S L, Wohlfahrt G, Arain A, Cescatti A, Georgiadis T, Jia K, Kiely G, Lund M, Montagnani L, Magliulo V, Ortiz P S, Oechel W, Vaccari F P, Yao Y J and Zhang X T. 2015. Empirical estimation of daytime net radiation from shortwave radiation and ancillary information. *Agricultural and Forest Meteorology*, 211-212: 23-36 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.05.003]
- Jiang B, Zhang Y, Liang S L, Zhang X T and Xiao Z Q. 2014. Surface daytime net radiation estimation using artificial neural networks. *Remote Sensing*, 6(11): 11031-11050 [DOI: 10.3390/rs61111031]
- Jiang B, Liang S L, Ma H, Zhang X T, Xiao Z Q, Zhao X, Jia K, Yao Y J and Jia A L. 2016. GLASS daytime all-wave netradiation product: algorithm development and preliminary validation. *Remote Sensing*, 8(3): 222 [DOI: 10.3390/rs8030222]
- Jiang F X, Xie X H, Liang S L, Wang Y B, Zhu B W, Zhang X T and Chen Y C. 2021. Loess plateau evapotranspiration intensified by land surface radiative forcing associated with ecological restoration. *Agricultural and Forest Meteorology*, 311: 108669 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2021.108669]
- Jiapaer G, Liang S L, Yi Q X and Liu J P. 2015. Vegetation dynamics and responses to recent climate change in xinjiang using leaf area index as an indicator. *Ecological Indicators*, 58: 64-76 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2015.05.036]
- Jin M L and Liang S L. 2006. An Improved land surface emissivity parameter for land surface models using global remote sensing observations. *Journal of Climate*, 19(12): 2867-2881 [DOI: 10.1175/JCLI3720.1]
- Kanniah K D, Beringer J, Hutley L B, Tapper N J and Zhu X. 2009. Evaluation of collections 4 and 5 of the MODIS gross primary productivity product and algorithm improvement at a tropical Savanna site in Northern Australia. *Remote Sensing of Environment*, 113(9): 1808-1822 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.04.013]
- Kindermann G E, McCallum I, Fritz S and Obersteiner M. 2008. A global forest growing stock, biomass and carbon map based on fao statistics. *Silva Fennica*, 42(3): 387-396 [DOI: 10.14214/sf.244]
- Li B, Liang S L, Liu X B, Ma H, Chen Y, Liang T and He T. 2021a. Estimation of all-sky 1 km land surface temperature over the continuous United States. *Remote Sensing of Environment*, 266: 112707 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112707]
- Li R Q, Gao Y H, Chen D L, Zhang Y X and Li S S. 2018. Contrasting vegetation changes in dry and humid regions of the Tibetan Plateau over recent decades. *Sciences in Cold and Arid Regions*, 10(6): 482-492 [DOI: 10.3724/sp.j.1226.2018.00482]
- Li S, Weigand J and Ganguly S. 2017. The potential for climate impacts from widespread deployment of utility-scale solar energy in-

- stallations: an environmental remote sensing perspective. *Journal of Remote Sensing and GIS*, 6: 1-6 [DOI: 10.4172/2469-4134.1000190]
- Li X L, Liang S L, Yu G R, Yuan W P, Cheng X, Xia J Z, Zhao T B, Feng J M, Ma Z G, Ma M G, Liu S M, Chen J Q, Shao C L, Li S G, Zhang X D, Zhang Z Q, Chen S P, Ohta T, Varlagin A, Miyata A, Takagi K, Saiqusa N and Kato T. 2013. Estimation of gross primary production over the terrestrial ecosystems in China. *Ecological Modelling*, 261-262: 80-92 [DOI: 10.1016/j.ecolmodel.2013.03.024]
- Li X X, Liang S L and Jin H A. 2021b. An effective method for generating spatiotemporally continuous 30 M vegetation products. *Remote Sensing*, 13(4): 719 [DOI: 10.3390/rs13040719]
- Li Y F, Sui X X, Yao Y J, Cheng H X, Zhang L L, Wang L, Ning J, Shang K, Yang J M, Yu R Y and Liu L. 2021c. Evaluation of six satellite-based terrestrial latent heat flux products in the vegetation dominated Haihe River basin of North China. *Forests*, 12(12): 1632 [DOI: 10.3390/f12121632]
- 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. 2021. Some thoughts on the development of quantitative remote sensing in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(9): 1889-1895 (梁顺林. 2021. 中国定量遥感发展的一些思考. *遥感学报*, 25(9): 1889-1895) [DOI: 10.11834/jrs.20211516]
- Liang S L, Cheng J, Jia K, Jiang B, Liu Q, Liu S H, Xiao Z Q, Xie X H, Yao Y J, Yuan W P, Zhang X T and Zhao X. 2016a. Recent progress in land surface quantitative remote sensing. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 875-898 (梁顺林, 程洁, 贾坤, 江波, 刘强, 刘素红, 肖志强, 谢先红, 姚云军, 袁文平, 张晓通, 赵祥. 2016a. 陆表定量遥感反演方法的发展新动态. *遥感学报*, 20(5): 875-898) [DOI: 10.11834/jrs.20166258]
- Liang S L, Cheng J, Jia K, Jiang B, Liu Q, Xiao Z Q, Yao Y J, Yuan W P, Zhang X T, Zhao X and Zhou J. 2021. The global land surface satellite (Glass) product suite. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 102(2): E323-E337 [DOI: 10.1175/bams-d-18-0341.1]
- Liang S L, Tang S H, Zhang J, Xu B, Cheng J, Cheng X, Gong P, Jia K, Jiang B, Li A N, Liu S H, Qiu H, Xiao Z Q, Xie X H, Yang J, Yang J G, Yao Y J, Yu G R, Zhang X T and Zhao X. 2016b. Production of the global climate data records and applications to climate change studies. *Journal of Remote Sensing*, 20(6): 1491-1499 (梁顺林, 唐世浩, 张杰, 徐冰, 程洁, 程晓, 宫鹏, 贾坤, 江波, 李爱农, 刘素红, 邱红, 肖志强, 谢先红, 杨军, 杨俊刚, 姚云军, 于贵瑞, 张晓通, 赵祥. 2016b. 全球气候数据集生成及气候变化应用研究. *遥感学报*, 20(6): 1491-1499) [DOI: 10.11834/jrs.20166359]
- Liang S L, Zhang J, Chen L J, Zhao X and Chen J. 2017. *Production and Applications of the Global Remote Sensing Products*. Beijing: Science Press (梁顺林, 张杰, 陈利军, 赵祥, 杨军. 2017. 全球变化遥感产品的生产与应用. 北京: 科学出版社)
- Liang S L, Zhang X T, Xiao Z Q, Cheng J, Liu Q and Zhao X. 2013a. *Global Land Surface Satellite (GLASS) Products: Algorithms, Validation and Analysis*. Cham: Springer: 1-167 [DOI: 10.1007/978-3-319-02588-9]
- Liang S L, Zhang X T, Xiao Z Q, Cheng J, Liu Q and Zhao X. 2014. *Global Land Surface Satellite (GLASS) Products: Algorithms, Validation and Analysis*. Beijing: Higher Education Press (梁顺林, 张晓通, 肖志强, 程洁, 刘强, 赵祥. 2014. 全球陆表特征参量 (GLASS)产品算法、验证与分析. 北京: 高教出版社)
- Liang S L, Zhao X, Liu S H, Yuan W P, Cheng X, Xiao Z Q, Zhang X T, Liu Q, Cheng J, Tang H R, Qu Y H, Bo Y C, Qu Y, Ren H Z, Yu K and Townshend J. 2013b. A long-term global land surface satellite (GLASS) data-set for environmental studies. *International Journal of Digital Earth*, 6(S1): 5-33 [DOI: 10.1080/17538947.2013.805262]
- Liu H, Gong P, Wang J, Clinton N, Bai Y Q and Liang S L. 2020. Annual dynamics of global land cover and its long-term changes from 1982 to 2015. *Earth System Science Data*, 12(2): 1217-1243 [DOI: 10.5194/essd-12-1217-2020]
- Lin H, Li S W, Xing J, He T, Yang J and Wang Q X. 2021. High resolution aerosol optical depth retrieval over urban areas from Landsat-8 oli images. *Atmospheric Environment*, 261: 118591 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2021.118591]
- Liu N F, Liu Q, Wang L Z, Liang S L, Wen J G, Qu Y and Liu S H. 2013. A statistics-based temporal filter algorithm to map spatiotemporally continuous shortwave albedo from modis data. *Hydrology and Earth System Sciences*, 17(6): 2121-2129 [DOI: 10.5194/hess-17-2121-2013]
- Liu P L, Hao L, Pan C, Zhou D C, Liu Y Q and Sun G. 2017. Combined effects of climate and land management on watershed vegetation dynamics in an arid environment. *Science of the Total Environment*, 589: 73-88 [DOI: 10.1016/j.scitotenv.2017.02.210]
- Liu W F, Wei X H, Li Q, Fan H B, Duan H L, Wu J P, Giles-Hansen K and Zhang H. 2016. Hydrological recovery in two large forested watersheds of southeastern China: the importance of watershed properties in determining hydrological responses to reforestation. *Hydrology and Earth System Sciences*, 20: 4747-4756 [DOI: 10.5194/hess-2016-327]
- Liu X B, Liang S L, Li B, Ma H and He T. 2021. Mapping 30 M fractional forest cover over china's three-north region from Landsat-8 data using ensemble machine learning methods. *Remote Sensing*, 13(13): 2592 [DOI: 10.3390/rs13132592]
- Liu X Y, Tang B H, Yan G J, Li Z L and Liang S L. 2019. Retrieval of global orbit drift corrected land surface temperature from long-term avhrr data. *Remote Sensing*, 11(23): 2843 [DOI: 10.3390/rs11232843]
- Lu Y R, Liu Q, Li X, Li X H, Liu L, Xiao S and Sun M Y. 2020. An algorithm for producing 250 m global albedo product and validation. *Journal of Geo-Information Science*, 22(2): 328-335 (陆彦蓉, 刘强, 李霞, 李秀红, 刘璐, 肖洒, 孙美莹. 2020. 全球250 m反照率产品算法及验证. *地球信息科学学报*, 22(2): 328-335) [DOI: 10.12082/dqxkx.2020.190184]

- Ma H and Liang S L. 2022. Development of the GLASS 250-M leaf area index product (Version 6) from MODIS data using the bidirectional LSTM deep learning model. *Remote Sensing of Environment*, 273: 112985 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112985]
- Ma H, Liang S L, Shi H Y and Zhang Y. 2021. An optimization approach for estimating multiple land surface and atmospheric variables from the geostationary advanced himawari imager top-of-atmosphere observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(4): 2888-2908 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.3007118]
- Ma H, Liang S L, Xiao Z Q and Wang D D. 2018. Simultaneous estimation of multiple land surface parameters from VIIRS optical-thermal data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 15(1): 156-160 [DOI: 10.1109/LGRS.2017.2779040]
- Ma H, Liang S L, Xiong C H, Wang Q and Jia A L. 2022a. Global land surface 250 m 8 d fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FAPAR) product from 2000 to 2020. *Earth System Science Data*, 14(12): 5333-5347 [DOI: 10.5194/essd-14-5333-2022]
- Ma H, Liang S L, Zhu Z L and He T. 2022b. Developing a land continuous variable estimator to generate daily land products from land-sat data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4406619 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3121272]
- Ma H, Liu Q, Liang S L and Xiao Z Q. 2017a. Simultaneous estimation of leaf area index, fraction of absorbed photosynthetically active radiation, and surface albedo from multiple-satellite data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(8): 4334-4354 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2691542]
- Ma J, Zhou J, Göttsche F-M, Liang S L, Wang S F and Li M S. 2020. A global long-term (1981-2000) land surface temperature product for NOAA AVHRR. *Earth System Science Data*, 12(4): 3247-3268 [DOI: 10.5194/essd-12-3247-2020]
- Ma J Y, Yan X D, Dong W J and Chou J M. 2015. Gross primary production of global forest ecosystems has been overestimated. *Scientific Reports*, 5: 10820 [DOI: 10.1038/srep10820]
- Ma N, Szilagyi J, Zhang Y S and Liu W B. 2019. Complementary-relationship-based modeling of terrestrial evapotranspiration across China during 1982-2012: validations and spatiotemporal analyses. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 124(8): 4326-4351 [DOI: 10.1029/2018JD029850]
- Ma R, Zhang L, Tian X J, Zhang J C, Yuan W P, Zheng Y, Zhao X and Kato T. 2017b. Assimilation of remotely-sensed leaf area index into a dynamic vegetation model for gross primary productivity estimation. *Remote Sensing*, 9(3): 188 [DOI: 10.3390/rs9030188]
- Ma Y C, He T, Liang S L, Wen J G, Gastellu-Etchegorry J P, Chen J, Ding A X and Feng S Q. 2022c. Landsat snow-free surface albedo estimation over sloping terrain: algorithm development and evaluation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 4408914 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3149762]
- Meng X C, Cheng J and Liang S L. 2017. Estimating land surface temperature from Feng Yun-3C/Mersi data using a new land surface emissivity scheme. *Remote Sensing*, 9(12): 1247 [DOI: 10.3390/rs9121247]
- Mercury M, Green R, Hook S, Oaida B, Wu W, Gunderson A and Choudas M. 2012. Global cloud cover for assessment of optical satellite observation opportunities: a hispiri case study. *Remote Sensing of Environment*, 126: 62-71 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.08.007]
- Mocko D M, Kumar S V, Peters-Lidard C D and Wang S G. 2021. Assimilation of vegetation conditions improves the representation of drought over agricultural areas. *Journal of Hydrometeorology*, 22(5): 1085-1098 [DOI: 10.1175/JHM-D-20-0065.1]
- Mu B H, Zhao X, Wu D H, Wang X Y, Zhao J C, Wang H Y, Zhou Q, Du X Z and Liu N J. 2021. Vegetation cover change and its attribution in China from 2001 to 2018. *Remote Sensing*, 13(3): 496 [DOI: 10.3390/rs13030496]
- Mu X H, Huang S, Ren H Z, Yan G J, Song W J and Ruan G Y. 2015. Validating Geov1 fractional vegetation cover derived from coarse-resolution remote sensing images over croplands. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(2): 439-446 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2342257]
- Pasquato M, Medici C, Friend A D and Francés F. 2015. Comparing two approaches for parsimonious vegetation modelling in semi-arid regions using satellite data. *Ecology*, 8(6): 1024-1036 [DOI: 10.1002/eco.1559]
- Piao S L, Yin G D, Tan J G, Cheng L, Huang M T, Li Y, Liu R G, Mao J F, Myneni R B, Peng S S, Poulter B, Shi X Y, Xiao Z Q, Zeng N, Zeng Z Z and Wang Y P. 2015. Detection and attribution of vegetation greening trend in China over the last 30 years. *Global Change Biology*, 21(4): 1601-1609 [DOI: 10.1111/gcb.12795]
- Qin W M, Wang L C, Zhang M, Niu Z G, Luo M, Lin A W and Hu B. 2019. First effort at constructing a high-density photosynthetically active radiation dataset during 1961-2014 in China. *Journal of Climate*, 32(10): 2761-2780 [DOI: 10.1175/JCLI-D-18-0590.1]
- Qu Y, Liang S L, Liu Q, Li X J, Feng Y B and Liu S H. 2016. Estimating Arctic Sea-Ice shortwave albedo from modis data. *Remote Sensing of Environment*, 186: 32-46 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.08.015]
- Qu Y, Liu Q, Liang S L, Wang L Z, Liu N F and Liu S H. 2014. Direct-estimation algorithm for mapping daily land-surface broadband albedo from MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(2): 907-919 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2245670]
- Restrepo-Coupe N, da Rocha H R, Hutryra L R, da Araujo A C, Borma L S, Christoffersen B, Cabral O M R, de Camargo P B, Cardoso F L, da Costa A C L, Fitzjarrald D R, Goulden M L, Kruijt B, Maia J M F, Malhi Y S, Manzi A O, Miller S D, Nobre A D, von Randow C, Sá L D A, Sakai R K, Tota J, Wofsy S C, Zanchi F B and Saleska S R. 2013. What drives the seasonality of photosynthesis across the Amazon basin? A cross-site analysis of eddy flux tower measurements from the brasil flux network. *Agricultural and Forest Meteorology*, 182-183: 128-144 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2013.04.031]
- Schwarz M, Folini D, Yang S, Allan R P and Wild M. 2020. Changes in atmospheric shortwave absorption as important driver of dimming and brightening. *Nature Geoscience*, 13(2): 110-115 [DOI: 10.1038/s41561-019-0528-y]
- Shang K, Yao Y J, Liang S L, Zhang Y H, Fisher J B, Chen J Q, Liu S M, Xu Z W, Zhang Y, Jia K, Zhang X T, Yang J M, Bei X Y, Guo X Z, Yu R Y, Xie Z J and Zhang L L. 2021. DNN-MET: a deep

- neural networks method to integrate satellite-derived evapotranspiration products, eddy covariance observations and ancillary information. *Agricultural and Forest Meteorology*, 308-309: 108582 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2021.108582]
- Slessarev E W, Lin Y, Bingham N L, Johnson J E, Dai Y, Schimel J P and Chadwick O A. 2016. Water balance creates a threshold in soil pH at the global scale. *Nature*, 540(7634): 567-569 [DOI: 10.1038/nature20139]
- Song L S, Liu S M, Kustas W P, Nieto H, Sun L, Xu Z W, Skaggs T H, Yang Y, Ma M G, Xu T R, Tang X G and Li Q P. 2018. Monitoring and validating spatially and temporally continuous daily evaporation and transpiration at River basin scale. *Remote Sensing of Environment*, 219: 72-88 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.10.002]
- Sui S and Sun L. 2022. Comparative analysis of several typical Landsat 8OLI cloud detection methods. *Remote Sensing*, 14(3): 719 [DOI: 10.3390/rs14030719]
- Tesemma Z K, Wei Y, Peel M C and Western A W. 2015. The effect of year-to-year variability of leaf area index on variable infiltration capacity model performance and simulation of runoff. *Advances in Water Resources*, 83: 310-322 [DOI: 10.1016/j.advwatres.2015.07.002]
- Tian X, Yan M, Van Der Tol C, Li Z Y, Su Z B, Chen E X, Li X, Li L H, Wang X F, Pan X D, Gao L S and Han Z T. 2017. Modeling forest above-ground biomass dynamics using multi-source data and incorporated models: a case study over the Qilian mountains. *Agricultural and Forest Meteorology*, 246: 1-14 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.05.026]
- Valipour M, Dietrich J. 2022. Developing ensemble mean models of satellite remote sensing, climate reanalysis, and land surface models. *Theoretical and Applied Climatology* volume 150: 909-926. [10.1007/s00704-022-04185-3]
- Verma M, Friedl M A, Law B E, Bonal D, Kiely G, Black T A, Wohlfahrt G, Moors E J, Montagnani L, Marcolla B, Toscano P, Varlagin A, Rouspard O, Cescatti A, Arain M A and D'Odorico P. 2015. Improving the performance of remote sensing models for capturing intra- and inter-annual variations in daily GPP: an analysis using global FLUXNET tower data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 214-215: 416-429 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2015.09.005]
- Wang D D, Liang S L, He T and Shi Q Q. 2015a. Estimation of daily surface shortwave net radiation from the combined MODIS data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(10): 5519-5529 [DOI: 10.1109/tgrs.2015.2424716]
- Wang Q F, Zheng H, Zhu X J and Yu G R. 2015b. Primary estimation of Chinese terrestrial carbon sequestration during 2001-2010. *Science Bulletin*, 60(6): 577-590 [DOI: 10.1007/s11434-015-0736-9]
- Wang L C, Zhu H J, Lin A W, Zou L, Qin W M, and Du Q Y. 2017. Evaluation of the latest MODIS GPP products across multiple biomes using Global Eddy Covariance Flux Data. *Remote Sensing*, 9: 418 [DOI:10.3390/rs9050418]
- Wang W, Zhou J, Wen X, Long Z, Zhong H, Ma J, Ding L, Qi D. 2022. All-weather near-surface air temperature estimation based on satellite data over the Tibetan Plateau. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 15: 3340 - 3350. [10.1109/JSTARS.2022.3161800]
- Wu P, Su Y, Duan S, Li X, Yang H, Zeng C, Ma, X, Wu Y, Shen H. 2022. A two-step deep learning framework for mapping gapless all-weather land surface temperature using thermal infrared and passive microwave data. *Remote Sensing of Environment*. 277, 113070. [10.1016/j.rse.2022.113070]
- Xia M, Jia K, Zhao W W, Liu S L, Wei X Q and Wang B. 2021. Spatio-temporal changes of ecological vulnerability across the Qinghai-Tibetan Plateau. *Ecological Indicators*, 123: 107274 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.107274]
- Xiao Z Q, Liang S L and Jiang B. 2017. Evaluation of four long time-series global leaf area index products. *Agricultural and Forest Meteorology*, 246: 218-230 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2017.06.016]
- Xiao Z Q, Liang S L and Sun R. 2018. Evaluation of three long time series for global fraction of absorbed photosynthetically active radiation (FAPAR) products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(9): 5509-5524 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2818929]
- Xiao Z Q, Liang S L, Sun R, Wang J D and Jiang B. 2015. Estimating the fraction of absorbed photosynthetically active radiation from the MODIS data based GLASS leaf area index product. *Remote Sensing of Environment*, 171: 105-117 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.016]
- Xiao Z Q, Liang S L, Wang J D, Chen P, Yin X J, Zhang L Q and Song J L. 2014. Use of general regression neural networks for generating the GLASS leaf area index product from time-series MODIS surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1): 209-223 [DOI: 10.1109/tgrs.2013.2237780]
- Xiao Z Q, Liang S L, Wang J D, Xiang Y, Zhao X and Song J L. 2016a. Long-time-series global land surface satellite leaf area index product derived from MODIS and AVHRR surface reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(9): 5301-5318 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2560522]
- Xiao Z Q, Wang T T, Liang S L and Sun R. 2016b. Estimating the fractional vegetation cover from GLASS leaf area index product. *Remote Sensing*, 8(4): 337 [DOI: 10.3390/rs8040337]
- Xu B D, Li J, Park T, Liu Q H, Zeng Y L, Yin G F, Zhao J, Fan W L, Yang L, Knyazikhin Y and Myneni R B. 2018. An integrated method for validating long-term leaf area index products using global networks of site-based measurements. *Remote Sensing of Environment*, 209: 134-151 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.02.049]
- Xu J L, Liang S L, Ma H and He T. 2022b. Generating 5 km resolution 1981-2018 daily global land surface longwave radiation products from AVHRR shortwave and longwave observations using densely connected convolutional neural networks. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113223 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113223]
- Xu J L, Liang S L and Jiang B. 2022a. A global long-term (1981-2019) daily land surface radiation budget product from AVHRR satellite data using a residual convolutional neural network. *Earth System Science Data*, 14(5): 2315-2341 [DOI: 10.5194/essd-14-2315-2022]
- Xu S, Cheng J and Zhang Q. 2021. A random forest-based data fusion

- method for obtaining all-weather land surface temperature with high spatial resolution. *Remote Sensing*, 13(11): 2211 [DOI: 10.3390/rs13112211]
- Xu X J, Zhou G M, Liu S G, Du H Q, Mo L F, Shi Y J, Jiang H, Zhou Y F and Liu E B. 2013. Implications of ice storm damages on the water and carbon cycle of bamboo forests in southeastern China. *Agricultural and Forest Meteorology*, 177: 35-45 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2013.04.005]
- Yang F and Cheng J. 2020. A framework for estimating cloudy sky surface downward longwave radiation from the derived active and passive cloud property parameters. *Remote Sensing of Environment*, 248: 111972 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111972]
- Yang L Q, Jia K, Liang S L, Liu J C and Wang X X. 2016. Comparison of four machine learning methods for generating the GLASS fractional vegetation cover product from modis data. *Remote Sensing*, 8(8): 682 [DOI: 10.3390/rs8080682]
- Yao Y J, Liang S L, Li X L, Hong Y, Fisher J B, Zhang N N, Chen J Q, Cheng J, Zhao S H, Zhang X T, Jiang B, Sun L, Jia K, Wang K C, Chen Y, Mu Q Z and Feng F. 2014. Bayesian multimodel estimation of global terrestrial latent heat flux from eddy covariance, meteorological, and satellite observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 119(8): 4521-4545 [DOI: 10.1002/2013JD020864]
- Yao Y J, Liang S L, Li X L, Zhang Y H, Chen J Q, Jia K, Zhang X T, Fisher J B, Wang X Y, Zhang L L, Xu J, Shao C L, Posse G, Li Y N, Magliulo V, Varlagin A, Moors E J, Boike J, Macfarlane C, Kato T, Buchmann N, Billesbach D P, Beringer J, Wolf S, Papuga S A, Wohlfahrt G, Montagnani L, Ardö J, Paul-Limoges E, Emmel C, Hörtnagl L, Sachs T, Gruening C, Gioli B, López-Ballesteros A, Steinbrecher R and Gielen B. 2017. Estimation of high-resolution terrestrial evapotranspiration from landsat data using a simple taylor skill fusion method. *Journal of Hydrology*, 553: 508-526 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2017.08.013]
- Ye S C, Feng H H, Zou B, Ding Y, Zhu S J, Li F and Dong G T. 2021. Satellite-based estimation of the influence of land use and cover change on the surface shortwave radiation budget in a humid basin. *Remote Sensing*, 13(8): 1447 [DOI: 10.3390/rs13081447]
- Yuan W P, Cai W W, Xia J Z, Chen J Q, Liu S G, Dong W J, Merbold L, Law B, Arain A, Beringer J, Bernhofer C, Black A, Blanken P D, Cescatti A, Chen Y, Francois L, Gianelle D, Janssens I A, Jung M, Kato T, Kiely G, Liu D, Marcolla B, Montagnani L, Raschi A, Rouspard O, Varlagin A and Wohlfahrt G. 2014. Global comparison of light use efficiency models for simulating terrestrial vegetation gross primary production based on the lathuile database. *Agricultural and Forest Meteorology*, 192-193: 108-120 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2014.03.007]
- Yuan W P, Liu S G, Yu G R, Bonnefond J M, Chen J Q, Davis K, Desai A R, Goldstein A H, Gianelle D, Rossi F, Suyker A E and Verma S B. 2010. Global estimates of evapotranspiration and gross primary production based on MODIS and global meteorology data. *Remote Sensing of Environment*, 114(7): 1416-1431 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.01.022]
- Yuan W P, Liu S G, Zhou G S, Zhou G Y, Tieszen L L, Baldocchi D, Bernhofer C, Gholz H, Goldstein A H, Goulden M L, Hollinger D Y, Hu Y M, Law B E, Stoy P C, Vesala T and Wofsy S C. 2007. Deriving a light use efficiency model from eddy covariance flux data for predicting daily gross primary production across biomes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 143(3-4): 189-207 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2006.12.001]
- Yuan W P, Zheng Y, Piao S, Ciais 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, Liener S, Liu S G, Nabel J E M S, 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 and Cheng J. 2021. Estimating high-spatial resolution surface daily longwave radiation from the instantaneous global land surface satellite (GLASS) longwave radiation product. *International Journal of Digital Earth*, 14(11): 1674-1704 [DOI: 10.1080/17538947.2021.1966526]
- Zeng Q, Cheng J and Dong L X. 2020. 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*, 13: 2032-2055 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2992472]
- Zeng Z Z, Piao S L, Li L Z X, Zhou L M, Ciais P, Wang T, Li Y, Lian X, Wood E F, Friedlingstein P, Mao J F, Estes L D, Myneni R B, Peng S S, Shi X Y, Seneviratne S I and Wang Y P. 2017. Climate mitigation from vegetation biophysical feedbacks during the past three decades. *Nature Climate Change*, 7(6): 432-436 [DOI: 10.1038/nclimate3299]
- Zhan C and Liang S L. 2022. Improved estimation of the global top-of-atmosphere albedo from AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, 269: 112836 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112836]
- Zhang X D, Huang A N, Dai Y J, Li W P, Gu C L, Yuan H, Wei N, Zhang Y L, Qiu B and Cai S X. 2022a. Influences of 3D Sub-grid terrain radiative effect on the performance of colm over Heihe River Basin, Tibetan Plateau. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 14(1): e2021MS002654 [DOI: 10.1029/2021MS002654]
- Zhang X D, Zhou J, Liang S L, Chai L N, Wang D D and Liu J. 2020a. Estimation of 1-Km all-weather remotely sensed land surface temperature based on reconstructed spatial-seamless satellite passive microwave brightness temperature and thermal infrared data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 167: 321-344 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.07.014]
- Zhang X D, Zhou J, Liang S L and Wang D D. 2021. A practical re-analysis data and thermal infrared remote sensing data merging (RTM) method for reconstruction of a 1-Km all-weather land surface temperature. *Remote Sensing of Environment*, 260: 112437 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112437]
- Zhang X T, Liang S L, Zhou G Q, Wu H R and Zhao X. 2014. Generating global land surface satellite incident shortwave radiation and photosynthetically active radiation products from multiple satel-

- lite data. *Remote Sensing of Environment*, 152: 318-332 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.07.003]
- 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. 2019a. An operational approach for generating the global land surface downward short-wave radiation product from modis data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 4636-4650 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2891945]
- Zhang Y F, Liang S L, Zhu Z L, Ma H and He T. 2022b. Soil moisture content retrieval from landsat 8 data using ensemble learning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 185: 32-47 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.01.005]
- Zhang Y Z and Liang S L. 2020. Fusion of multiple gridded biomass datasets for generating a global forest aboveground biomass map. *Remote Sensing*, 12(16): 2559 [DOI: 10.3390/rs12162559]
- Zhang Y Z, Liang S L and Yang L. 2019b. A review of regional and global gridded forest biomass datasets. *Remote Sensing*, 11(23): 2744 [DOI: 10.3390/rs11232744]
- Zhang Y Z, Ma J, Liang S L, Li X S and Liu J D. 2022c. A stacking ensemble algorithm for improving the biases of forest aboveground biomass estimations from multiple remotely sensed datasets. *GI-Science and Remote Sensing*, 59(1): 234-249 [DOI: 10.1080/15481603.2021.2023842]
- Zhang Y Z, Ma J, Liang S L, Li X S and Li M Y. 2020b. An evaluation of eight machine learning regression algorithms for forest aboveground biomass estimation from multiple satellite data Products. *Remote Sensing*, 12(24): 4015 [DOI: 10.3390/rs12244015]
- Zhao X, Liang S L, Liu S H, Yuan W P, Xiao Z Q, Liu Q, Cheng J, Zhang X T, Tang H R, Zhang X, Liu Q, Zhou G Q, Xu S and Yu K. 2013. The global land surface satellite (GLASS) remote sensing data processing system and products. *Remote Sensing*, 5(5): 2436-2450 [DOI: 10.3390/rs5052436]
- Zheng Y, Shen R Q, Wang Y W, Li X Q, Liu S G, Liang S L, Chen J M, Ju W M, Zhang L and Yuan W P. 2020. Improved estimate of global gross primary production for reproducing its long-term variation, 1982-2017. *Earth System Science Data*, 12(4): 2725-2746 [DOI: 10.5194/essd-12-2725-2020]
- Zhou J, Liang S L, Cheng J, Wang Y J and Ma J. 2019. 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]
- Zhu H J, Lin A W, Wang L C, Xia Y and Zou L. 2016a. Evaluation of modis gross primary production across multiple biomes in China using eddy covariance flux data. *Remote Sensing*, 8(5): 395 [DOI: 10.3390/rs8050395]
- Zhu Z C, Piao S, Myneni R B, Huang M T, Zeng Z Z, Canadell J G, Ciais P, Sitch S, Friedlingstein P, Arneeth A, Cao C X, Cheng L, Kato E, Koven C, Li Y, Lian X, Liu Y W, Liu R G, Mao J F, Pan Y Z, Peng S S, Peñuelas J, Poulter B, Pugh T A M, Stocker B D, Viovy N, Wang X H, Wang Y P, Xiao Z Q, Yang H, Zaehle S and Zeng N. 2016b. Greening of the earth and its drivers. *Nature Climate Change*, 6(8): 791-795 [DOI: 10.1038/nclimate3004]

## Updates on Global LAnd Surface Satellite (GLASS) products suite

**LIANG Shunlin<sup>1</sup>, CHEN Xiaona<sup>2</sup>, CHEN Yan<sup>3</sup>, CHENG Jie<sup>4,5</sup>, JIA Kun<sup>4,5</sup>, JIANG Bo<sup>4,5</sup>, LI Bing<sup>3</sup>, LIU Qiang<sup>6</sup>, MA Han<sup>1</sup>, SONG Liulin<sup>4,5</sup>, TANG Bohui<sup>2</sup>, XU Jianglei<sup>3</sup>, YAO Yunjun<sup>4,5</sup>, YUAN Wenping<sup>7</sup>, ZHANG Xiaotong<sup>4,5</sup>, ZHANG Yuzhen<sup>8</sup>, ZHAO Xiang<sup>4,5</sup>, ZHOU Ji<sup>9</sup>**

*1. Department of Geography, University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China;*

*2. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;*

*3. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, 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. Peng Cheng Laboratory, Shenzhen 518055, China;*

*7. School of Atmospheric Science, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;*

*8. School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China;*

*9. School of Resources and Environment, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China*

**Abstract:** The Global LAnd Surface Satellite (GLASS) products suite includes high-level satellite products of land surface essential variables from multiple universities and research institutes. Producing the GLASS products suite has been undertaken since 2010. The suite

spans from the initial five products to the current 16 products, which are generated mostly from the Advanced Very High-Resolution Radiometer and/or Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer data. Some of the products have been previously introduced in the literature, and this study provides an update on the algorithm developments, validation accuracies, and their typical applications in all 16 products. This study also describes the Hi-GLASS products at 30 m resolution and some perspectives for further future improvement and development of the GLASS products.

Estimating land surface variables from satellite observations is an “ill-posed” inversion problem. For each pixel, the number of multispectral bands is usually smaller than the number of environmental variables, and the values of many spectral bands are highly correlated. Some novel solutions have been proposed to address the insufficient information in generating reliable GLASS products. We can identify at least four approaches. The first is based on the temporal signature of the satellite observations. A typical example is the MODIS Leaf Area Index (LAI) and the Fraction of Absorbed Photosynthetically Active Radiation (FAPAR) products generated using two-year observations simultaneously. The second uses an algorithm ensemble. A typical example is the evapotranspiration product based on integrating five estimation algorithms. The third uses multiple satellite observations. For example, the forest aboveground biomass product is based on optical, Lidar, and microwave data products. The last incorporates the physical model to generate the products, such as the gross primary production product.

The GLASS products have several unique features compared with similar products on the market, including the following:

(1) Several products are unique, such as the high-resolution (1 km) broadband emissivity and time-series forest aboveground biomass products.

(2) Most products have long time series (i.e., over 40 years), while most other similar global products start from approximately the year 2000, with a period of approximately 20 years.

(3) The radiation products, covering the world’s land and ocean surfaces, have a spatial resolution of 5 km, which is an order of magnitude higher than other such products in wide use, for example, the Global Energy and Water Exchanges, the Clouds and the Earth’s Radiant Energy System, and the International Satellite Cloud Climatology Project, which have spatial resolutions coarser than 100 km.

(4) Several long-time-series global products have the highest spatial resolution in the world, such as 250 m for the LAI, FAPAR, and albedo products and 5 km for snow cover extent. Moreover, the all-weather LST and near-surface air temperature products have a 1-km resolution.

(5) GLASS products are of high quality and accuracy.

Over 2000 peer-reviewed papers based on the GLASS products have been published. Their applications are distributed in many scientific disciplines and societal benefits areas. We will continue to improve the quality and accuracy of the existing GLASS products and produce more GLASS products with higher spatial resolutions.

**Key words:** satellite remote sensing, land surface, GLASS products, radiation and energy budget, carbon cycle

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