

山地森林叶面积指数(LAI)遥感估算研究进展

贺敏^{1,2}, 闻建光^{1,2}, 游冬琴¹, 唐勇¹, 吴胜标^{1,2}, 郝大磊^{1,2},
林兴稳³, 龚张融⁴

1. 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;

2. 中国科学院大学 资源与环境学院, 北京 100049;

3. 浙江师范大学 地理与环境科学学院, 金华 321004;

4. 华中科技大学 光学与电子信息学院, 武汉 430074

摘要: 叶面积指数LAI (Leaf Area Index) 是表征植被几何结构及生长状态的重要生物物理参数, 也是陆表过程模型的重要输入参数, 如何获取高精度LAI一直备受关注。近年来, 随着遥感数据的不断丰富, LAI遥感估算算法得到了快速发展, 全球尺度的LAI产品已被广泛应用于气候与生态环境变化研究。然而, 当前主流的LAI遥感产品生成算法基本上基于平坦地表假设而忽略了地形的影响, 因此在地形复杂的地区精度较差。这是因为在山地中崎岖的地表不仅会导致严重的辐射失真现象, 还会因邻近的地形对地物目标造成遮挡, 因此森林多样的冠层结构和山地复杂地形的相互影响给LAI遥感反演带来了较大的不确定性。山地作为一种特殊的地貌, 约占全球陆地表面的1/4, 在中国占了近2/3, 在这些复杂区域中估算LAI考虑地形因素十分必要。在本文中, 我们首先系统地总结了现有LAI反演算法和全球遥感产品的分辨率、精度等信息, 并讨论了将这些算法和产品应用于崎岖地形LAI反演的主要挑战。然后, 针对山地植被场景中存在的地形效应、尺度效应, 总结出山地植被冠层LAI反演的策略主要包括地形校正方法和山地辐射传输模型, 并讨论了不同策略的优缺点。接着, 文章讨论了野外观测的LAI数据在崎岖地形上存在的地形效应和尺度效应, 以及这些效应对反演结果验证的影响程度。最后, 综合总结和展望表明, 遥感观测、山地辐射传输建模、机器学习技术等方面的协调使用将来可以为崎岖地表的LAI精准估算和可靠验证提供了一条有希望的途径。

关键词: 叶面积指数, 地形校正, 遥感, 反演, 统计模型, 冠层反射率模型, 验证

中图分类号: P2

引用格式: 贺敏, 闻建光, 游冬琴, 唐勇, 吴胜标, 郝大磊, 林兴稳, 龚张融. 2022. 山地森林叶面积指数(LAI)遥感估算研究进展. 遥感学报, 26(12): 2451-2472

He M, Wen J G, You D Q, Tang Y, Wu S B, Hao D L, Lin X W and Gong Z R. 2022. Review of forest Leaf Area Index retrieval over rugged terrain based on remotely sensed data. National Remote Sensing Bulletin, 26(12): 2451-2472 [DOI: 10.11834/jrs.20210244]

1 引言

叶面积指数LAI (Leaf Area Index) 通常定义为单位水平地面上单面的叶面积 (Chen 和 Black, 1992)。作为一个重要的描述植被结构和功能的关键参数, LAI能够在一定程度上反映植被的光合作用 (Hashimoto 等, 2012)、水分利用 (Leuning 等, 2008) 以及物质交换与能量平衡 (Donohue 等, 2007; Hymus 等, 2002) 等信息, 是陆面过程模

拟的关键性参数之一 (Wigmosta 等, 1994; Li 等, 2019), 已被广泛应用于生态 (Gascon 等, 2004; Piao 等, 2015)、气象水文监测 (Leuning 等, 2008) 以及农业农情监测等领域 (Duchemin 等, 2006; Hedstrom 和 Pomeroy, 1998)。根据叶片形状、有效光合、是否考虑树干木质素等因素, 叶面积指数可表示为总叶面积指数ToLAI (Total Leaf Area Index) (Watson, 1947)、投影叶面积指数PLAI (Projected Leaf Area Index) (Myneni 等, 2002)、

收稿日期: 2020-07-14; 预印本: 2022-12-08

基金项目: 国家重点研发计划(编号: 2020YFA0608703); 国家自然科学基金(编号: 41830648, 41671363)

第一作者简介: 贺敏, 研究方向为定量遥感。E-mail: minhe81@163.com

通信作者简介: 闻建光, 研究方向为遥感辐射传输建模与试验遥感研究。E-mail: wenjg@radi.ac.cn

垂向叶面积指数 SLAI (Silhouette Leaf Area Index)、有效叶面积指数 LAI_e (effective Leaf Area Index) (Black 等, 1991) 及真实叶面积指数 LAI_t (True Leaf Area Index) (Chen 和 Black, 1992) 等, 这些不同的叶面积指数具有不同的应用领域 (Zheng 和 Moskal, 2009)。

目前针对 LAI 地面采样的理论及方法已经有了系统的阐述与改进 (Yan 等, 2019), 然而仅是地面的样本数据难以满足大区域监测的应用需求, 遥感技术的发展为生产全球 LAI 产品提供了有效可行方法 (Knyazikhin 等, 1998; Baret 等, 2007; Xiao 等, 2014; Zhu 等, 2013)。在过去近 40 年中, 国内外学者基于海量的遥感历史数据发展了多种 LAI 反演算法, 并在中、低分辨率遥感反演中趋于成

熟, 形成了多种 LAI 产品 (表 1)。目前, 已有大量的研究对这些产品的数据来源、生成算法及验证方法和精度等做了详细的评述 (Fang 等, 2019; 刘洋等, 2013) 和对比 (Chen 等, 2002; Xiao 等, 2017; 徐保东, 2018; Claverie 等, 2016)。其结果表明, 目前基于平坦均质地表验证的全球中、低分辨率叶面积指数产品误差约 0.41 (Fang 等, 2019), 但绝大部分产品通常难以达到该精度, 特别是在崎岖的山地表面, 其 LAI 产品的误差会显著增大, 总体上大于 1.7 (Jin 等, 2017)。而根据全球气候观测系统 GCOS (Global Climate Observing System) 的要求, LAI 最大不确定性应不超过 0.5 (即相对误差不超过 15%) (GCOS, 2016), 这给崎岖地表的 LAI 估算带来了巨大的挑战。

表 1 部分全球长时间序列 LAI 产品

Table 1 Examples of global long term LAI products

产品 ¹	数据来源 ²	空间分辨率	时间分辨率/d	时间范围	反演方法 ³	输入变量 ⁴	均方根误差
MODIS LAI (Knyazikhin 等, 1998)	MODIS	500 m	8	2000 年—至今	3D RTM+LUT	Red, NIR	0.66—0.80
VIIRS LAI (Knyazikhin 等, 1998)	SNPP/VIIRS	500 m	8	2012 年—至今	3D RTM+LUT	Red, NIR	0.6
CYCLOPES (Baret 等, 2007)	SPOT/VEGETATION	1/112°	10	1999 年—2007 年	1D RTM+NN (LAI-BRF)	Red, NIR, SWIR, SZA	0.78—1.34
EPS LAI (Deng 等, 2006)	MetOp/AVHRR	1.1 km	10	2015 年—至今	PROSAIL+GPR (LAI-BRF)	Red, NIR, SWIR	0.92
GEOV2 (Baret 等, 2013)	SPOT/VEGETATION, MODIS	1/112°	10	1999 年—2013 年	NN	Red, NIR, SWIR, SZA	0.74—0.91
PROVA-V (GEOV3) (Baret 等, 2013)	PROVA-V	300 m	10	2014 年—至今	NN	Blue, Red, NIR, SZA, VZA, RAA	1.01
GLASS LAI (Xiao 等, 2014)	SPOT/VEGETATION, MODIS	0.05°/1 km	8	1981 年—至今	GRNN	Red, NIR	0.64—0.96
GLOBMAP (Deng 等, 2006)	MODIS/AVHRR	0.08°	10	1981 年—2016 年	GO+NN (LAI-VI)	Red, NIR, SWIR	1.30—1.65
GIMMS3g LAI (Zhu 等, 2013)	GIMMS NDVI3g	1/12°	15	1981 年—2011 年	FFNN (LAI-VI)	—	0.68—1.10
NOAA CDR LAI (Claverie, 2016)	AVHRR	0.05°	1	1981 年—至今	NN	Band 1, Band2, SZA	0.98—1.13

注: 1. LAI 产品下载链接 (最后访问时间: 2020/12/8): MODIS LAI (<https://lpdaac.usgs.gov/>), VIIRS LAI (<https://lpdaac.usgs.gov/>), CYCLOPES (<http://www.theia-land.fr/>), EPS LAI (<https://landsaf.ipma.pt/>), GEOV2 (<http://land.copernicus.eu/global/>), PROBA-V (<http://land.copernicus.eu/global/>), GLASS (<http://glass-product.bnu.edu.cn/> or <http://glcf.umd.edu/>), GLOBMAP (<http://modis.cn/globalLAI/>), GIMMS3g LAI (<http://sites.bu.edu/cliveg/>), NOAA CDR LAI (<https://www.ncdc.noaa.gov/>); 产品的更多更新见 CEOS LPV website (https://lpvs.gsfc.nasa.gov/LAI/LAI_home.html)。2. 数据来源列主要包含一些遥感传感器及卫星平台, 主要包括 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), MetOp (Meteorological Operational Satellite), AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer), SNPP (Suomi National Polar-orbiting Partnership), VIIRS (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite), SPOT (Système Probatoire d'Observation de la Terre), GIMMS (Global Inventory Monitoring and Modeling System)。3. 1D RTM, 3D RTM 分别表示一维和三维辐射传输模型 (Radiative Transfer Model, RTM), GO (Geometric-Optical) 表示几何光学模型, 是物理模型; LUT (Look-Up-Table)、NN (Neural Network)、GPR (Gaussian Process Regression) 分别表示查找表、神经网络和高斯过程回归, GRNN (Generalized Regression Neural Networks) 和 FFNN (Feed-Forward Neural Network) 分别是广义回归网络和前馈神经网络; LAI-BRF、LAI-VI 指在训练时分别以反射率和植被指数为输入参数。4. Blue, Red, NIR, SWIR 分别指蓝、红、近红外、短波红外波段; 由于 AVHRR 是宽波段数据, 这里用 Band 1, Band2 表示; SZA (Solar Zenith Angle), VZA (View Zenith Angle), RAA (Relative Azimuth Angle) 分别表示太阳天顶角、观测天顶角, 相对方位角。

目前, 已有越来越多的研究涉及到山地 LAI, 但许多应用仍建立在地势平坦的地表上 (马培培 等, 2019; Knyazikhin 等, 1998; Baret 等, 2007; Xiao 等, 2014; Zhu 等, 2013)。本文根据文献统计学方法, 使用主题: (“Leaf Area Index” OR “LAI”) 和主题: (“Rugged” OR “Mount*” OR “Topogra*”) 在 Web of Science 上进行检索, 结果发现自 2000 年以来, 与地形有关联的 LAI 研究文

献有 901 篇, 占 LAI 主题总的检索结果的 17%, 内容主要与辐射传输建模, LAI 反演和精度评价, 农业、生态和水文应用等密切相关 (图 1)。对这 901 条记录进行统计发现, 同时出现 LAI 和地形的主题的文章的出版数量和引用频率均逐年增加, 且每年的引用频率平均 30 倍于出版数量 (图 2), 说明 LAI 在山地中的应用中越来越受到关注。

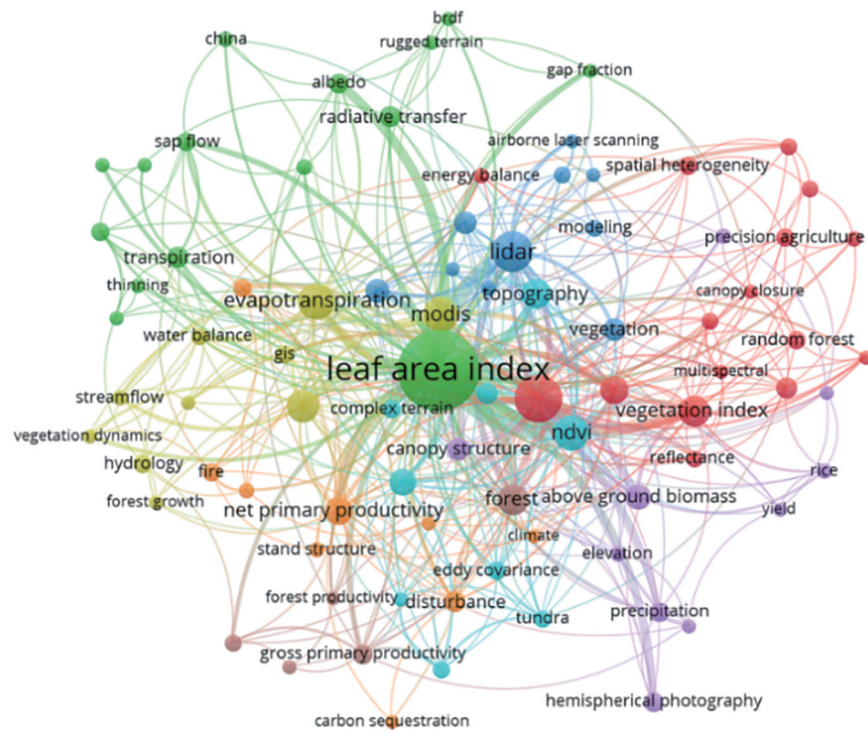


图 1 近 20 年涉及山地 LAI 的文献的领域来源

Fig. 1 Statistics of sources of publications and citations correlated with mountain and LAI in recent 20 years

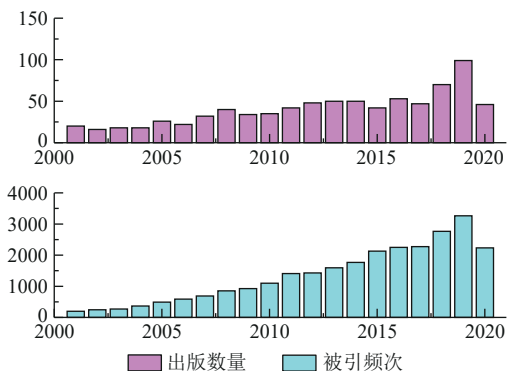


图 2 近 20 年同时涉及山地和 LAI 主题的文献出版情况
Fig. 2 Statistics of publications and citations correlated with mountain and LAI in recent 20 years

山地下垫面异质性较强、局部小气候明显、云覆盖时间长 (Wilson 和 Jetz, 2016), 强烈影响卫星观测几何和辐射特征, 给山地参数的精确估

算带来很大困难 (李爱农 等, 2016, 2018), 而现有的一些研究表明现有的对外发布的 LAI 产品在山地表面的均方根误差大于 1.7 (Pasolli 等, 2015; Jin 等, 2017), 反映了 LAI 产品在山地表面估算中精度不高的事实。Yu 等 (2020) 研究发现, 当坡度达到 60° 时, 忽略地形的 LAI 反演算法进行 LAI 反演时平均相对误差甚至高达 51%。然而, 全球约 1/4 的陆地表面是山地, 对于中国而言山地更是占据了陆地面积的 2/3, 因此不论是从全球还是国家的应用需求角度出发, 进一步提高叶面积指数产品在山地崎岖地表的精度都十分有必要。

因此, 本文在综述现有平坦均一地表发展的叶面积指数算法、产品和验证技术的基础上, 总结了现有可供山地叶面积指数反演的二向反射模型、山地森林叶面积指数快速反演方法以及可能

的山地森林叶面积指数观测和验证方法, 为提高叶面积指数产品在山地森林覆被下的精度提供参考, 进而提高叶面积指数产品的应用广度和应用深度。

2 现有 LAI 算法及存在问题

2.1 现有 LAI 反演算法及产品

LAI 遥感反演算法一般可划分为统计模型和物理模型两大类 (Dorigo 等, 2007; 刘洋等, 2013)。其中统计模型是指利用 LAI 真值与波段反射率或植被指数进行线性或非线性的数学拟合进行 LAI 反演 (张晓阳和李劲峰, 1995; Zhu 等, 2013; 白兰东等, 2016; 咎梅等, 2013); 物理模型是基于电磁波与植被冠层及内部的相互作用, 建立 LAI 与植被二向反射的正演关系, 进而进行 LAI 反演 (Knyazikhin 等, 1998; Ma 等, 2018; Li 等, 2015)。在实际应用中应依据模型的适用性, 在植被参数反演流程中的选择最优的模型和方法 (Dorigo 等, 2007)。

在统计模型中, 数学关系、植被指数和用于模型参数拟合的叶面积指数为 3 个关键的要素 (Chen 和 Cihlar, 1996; 刘洋等, 2013)。数学关系的选择主要跟植被结构与类型等有关, 一般包括对数关系、指数关系、多项式等 (方秀琴和张万昌, 2003; Dorigo 等, 2007); 由于植被在红光波段的强烈吸收和在近红外波段的强烈反射, 与这两个波段相关的植被指数在 LAI 反演中有广泛的应用 (Masson 等, 2003; Steltzer 和 Welker, 2006; Turner 等, 1999), 如归一化植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)、比值植被指数 RVI (Ratio Vegetation Index)、增强植被指数 EVI (Enhanced Vegetation Index)、红边类指数 RNDVI (RedEdge Normalized Difference Vegetation Index) (Zhu 等, 2017b; Xie 等, 2018) 等。物理模型一般是对现实世界的抽象化, 通过建立太阳—地表目标—传感器相对稳定的场景, 设置观测几何、叶片光学性质、冠层结构等参数, 进而模拟太阳辐射的传播过程 (Ross, 1981; Verhoef, 1984; Jacquemoud 等, 1995)。基于该理论, 建立关于冠层反射率的正演模型, 该模型将输入一组包括 LAI 的参数, 输出对应波段的二向反射因子 (或反射率), 最后通过定位查找模拟反射率与遥感观测反射率最匹配或最接近时的 LAI 得到最终反

演结果。针对不同的地表结构特征和辐射传输过程产生了不同的物理模型。在光学遥感中, 主要可划分为: 植被辐射传输模型 (Ross, 1981; Verhoef, 1984; Jacquemoud 等, 1995; Xu 等, 2017)、几何光学模型 (Li 和 Strahler, 1992; Schaaf 等, 1994; 柳钦火等, 2019)、混合模型 (Wenge 等, 1999; Wang 等, 2013; Wu 等, 2019b) 和计算机模拟模型 (Gastellu-Etchegorry 等, 2004; 黄华国, 2019; 漆建波等, 2019)。

不同类型的模型在模型假设和辐射传输过程上有诸多不同 (Ross, 1981; Li 和 Strahler, 1992): 植被辐射传输模型能够描述连续冠层的植被的辐射传输过程; 根据是否考虑植被水平方向的异质性, 植被辐射传输模型分为一维辐射传输模型和三维辐射传输模型。例如, 一维辐射传输模型 PROSAIL 模型 (Jacquemoud 等, 1995), 在小麦、玉米、大豆等低矮、均质的农作物 LAI 估算上取得良好的效果 (Jay 等, 2017; Li 等, 2017)。三维辐射传输模型 (Myneni 等, 1992; Knyazikhin 等, 1998; Gastellu-Etchegorry 等, 2004) 基于三维坐标将冠层划分为一个个单位立方体, 独立立方体内即植被介质, 能够用于解释异质性植被冠层的二向反射特性, MODIS LAI、VIIRS LAI 全球产品即是基于三维辐射传输模型生产 (Knyazikhin 等, 1998)。几何光学模型 (Li 和 Strahler, 1986 和 1992) 能够描述离散冠层植被的辐射传输过程, Li 等 (2015) 在几何光学模型 (Geometric-Optical Mutual Shadowing, GOMS) 基础上修正的间隙率模型中引入了 LAI, 实现了将几何光学模型用于森林叶面积指数的反演。然而越详细的模型同样意味着涉及的参数越多, 因此较少地直接使用该模型进行 LAI 反演, 转而利用模拟数据集建立 LAI-VI 关系进行 LAI 反演 (Deng 等, 2006)。计算机模拟模型采用蒙特卡罗方法 (Monte Carlo) 或辐射度原理 (Gastellu-Etchegorry 等, 2004) 进行冠层反射率模拟, 在构建真实结构场景时设置参数较多, 计算量较大, 多用于模型的检验, 而较少应用于大面积的 LAI 反演。

除了多光谱数据, SAR 和 LiDAR 数据也渐渐应用于 LAI 反演, 建立起系列非光学模型, 例如有的研究基于 SAR 数据和辐射传输过程的 LAI 反演 (Bériaux 等, 2015), 有的研究基于比尔朗伯定律的消光模型, 使用激光雷达 LiDAR (Light Detection

And Ranging) 数据建立间隙率模型以达到反演 LAI 的目的 (Grotti 等, 2020; Yin 等, 2020b; Qu 等, 2020)。LiDAR 发出的脉冲能够穿透林冠层到达地面, 然后通过高频采样记录植被尤其是森林的垂直结构, 能在一定程度弥补光谱指数易饱和和缺陷。因此, LiDAR 也将成为估计森林 LAI 的有效技术 (Yang 等, 2019; Tang 等, 2014)。

目前, 根据统计模型和物理模型, 多采用光谱指数法 (Rivera 等, 2014)、最优化迭代法 (Fang 等, 2003)、机器学习法 (Caicedo 等, 2014) 和查找表法 (Verrelst 等, 2014) 这 4 类进行区域 LAI 快速反演, 根据现有的比较结果表示, 这 4 类方法在使用时各有优缺点 (Verrelst 等, 2015b; Sinha 等, 2020; Dorigo 等, 2007), 但总体来说, 目前全球的 LAI 产品多基于查找表方法和机器学习方法 (表 1)。其中, 查找表方法基于正演模型, 输入叶片光学特性、冠层结构参数及几何位置信息等参数, 按照一定的步长先建立查找表, 再使用代价函数最小化实现 LAI 最优值查找和反演, 是部分全球产品的快速反演方法之一, 如 MODIS LAI、VIIRS LAI (Knyazikhin 等, 1998); 机器学习法得益于计算机硬件和算法的发展而逐步被广泛应用于定量参数反演, 尤其是神经网络的使用促进了许多全球产品的生产, 速度比查找表和最优优化算法快许多, 可用于三维辐射传输模型等复杂的物理模型的反演, 是最有前途的快速反演方法 (Sinha 等, 2020; Verrelst 等, 2015a)。不同的产品在利用机器学习算法的方式上有所不同, 有的仍然基于一定的物理模型产生模拟样本进行训练和反演, 如 CYCLOPES LAI (Baret 等, 2007)、EPS LAI (García-Haro 等, 2018) 及 GLOBMAP LAI (Deng 等, 2006), 但大多学者还是基于已生成的数据产品 (如 MODIS) 进行 LAI 与输入参数的模型训练生产的产品, 属于“二次加工”, 包括表 1 中的 GLASS LAI (Xiao 等, 2014)、GEOV2 (Baret 等, 2013)、PROVA-V (Baret 等, 2016)、GIMMS3g LAI (Zhu 等, 2013), NOAA CDR LAI (Claverie 等, 2016)。这类产品一般不需要考虑新的物理模型, 而且有融合多源数据的优点, 在时空连续性等方面性能更好 (Xiao 等, 2017; Jin 等, 2017)。

2.2 山地 LAI 反演存在的问题

尽管目前已有不少 LAI 全球产品, 但目前在山

地的精度评估以及算法改进方面的研究还比较缺乏, 其中还有许多问题需要进一步解决。首先, 关于山地的定义, 在不同的研究领域一直具有争议。Körner 等 (2011) 讨论了不同定义的优缺点, 基于全球 DEM 评估了地形起伏状况, 并在全球尺度上将 3×3 的网格中高程差大于 200 m 的地表划分为山地, 完成了全球山地的制图并对山脉名称等进行归档, 同时为了方便全球生物多样性对比, 对山地中林线、等温线等概念做了划分, 是目前国际上认可度较高的一种定义。

其次, 山地生态系统在资源生产、维持碳水平衡等许多方面发挥巨大的作用, 山地 LAI 的准确估算与否将直接影响陆表过程模型的输出参量精度。LAI 反演尚且存在聚集效应、尺度效应、地形效应、饱和效应等 14 类问题 (Fang 等, 2019), 而山地地形起伏度大, 植被空间分布不甚均衡, 其影响主要体现在以下方面:

(1) 不同尺度地形影响卫星数据辐射给叶面积指数反演带来较大误差 (Yu 等, 2020; Roupioz 等, 2014; 靳华安 等, 2016)。在光学遥感中, 地形的起伏不仅会引起光谱的失真, 造成同物异谱和同谱异物的现象, 对于高大山体更会对背阴坡造成遮挡, 形成山体本影以及落影 (Wen 等, 2018)。地形对不同尺度的地表反射率影响不同 (Wen 等, 2018; Wu 等, 2019b), 具体体现在以下几个方面: 第一, 在区域尺度上, 地表由许多单一坡面的小面元组合而成, 形成崎岖的复合坡面, 而在复合坡面里崎岖地表会改变太阳辐射的散射和吸收、形成邻近像元地形辐射, 造成地表辐射不均匀等问题; 第二, 在像元尺度上, 地形的起伏重叠造成太阳—地表—传感器 STS (Sun-Target-Sensor) 之间的几何关系发生变化, 接收到的信号失真, 这种辐射差异在阳坡和阴坡更加明显; 第三, 在亚像元尺度上, 混合地表类型的非朗伯特特性导致辐射的有效拦截面积差异较大 (Roupioz 等, 2014)。因此, 这种辐射的差异会影响山地叶面积指数的反演精度, 实际上, 地形起伏可能会使反演的 LAI 产生 13.5% 以上的误差 (Yu 等, 2020)。如何定量反映地形与传感器接受辐射之间的关系是山地叶面积指数反演的重点难题之一。

(2) 适用于山地不同尺度植被的辐射传输基础理论不足以支持高精度叶面积指数反演。现有

的辐射传输模型, 大多基于平坦地表和均质下垫面的假设, 近年来考虑山地起伏的辐射传输模型渐渐增加 (Wu 等, 2019a 和 2017; Wen 等, 2015; Fan 等, 2014; 郝大磊 等, 2018), 然而在实际应用中还需要考虑植被的向地性生长、如何求解植被内部多次散射解, 以及山地植被下垫面异质性强等多种问题, 普遍缺乏能准确描述山地植被冠层不同尺度下的反射辐射特性的遥感机理模型。

(3) 山地云雨复杂环境普遍导致用于叶面积指数反演的光学遥感数据不足。根据已有的统计显示, 全球热带和亚热带森林的年平均云覆盖率大于 80%, 山地的云覆盖空间变异率甚至达到了 20% (Wilson 和 Jetz, 2016), 山地光学被动遥感数据缺失严重。因此, 仅仅依靠光学遥感数据满足不了山地生态参量定量反演的时空精度需求, 往往需要结合激光雷达、合成孔径雷达等其他主动遥感方式, 这对解决多源遥感数据融合以及地形校正问题提出了同步要求。

(4) LAI 的尺度效应导致山地 LAI 真实性检验中像元尺度的真值获取困难。目前, 已有大量关于 LAI 产品真实性检验的研究, 包括耕地、草原、

林地等不同地表覆盖类型。在现有空间分辨率 (>300 m) 的全球产品基础上, 阔叶林森林 LAI 的均方根误差约为 0.89, 针叶林 LAI 的均方根误差约为 1.17 (Fang 等, 2019)。然而, 目前绝大多数检验的结论基于相对平坦均质的地表而忽略了地形的影响。由于 LAI 具有较强的尺度效应, 对于山地复杂地表, 难以获取像元尺度的 LAI 真值, 因此山地 LAI 算法和产品真实性检验具有较大的不确定性。

3 山地森林 LAI 反演及验证

3.1 山地 LAI 反演方法

目前, 在反演山地 LAI 时, 针对地形的处理主要还是采用以下两种方法: 一是先做地形校正处理, 获得等效于平坦地表的反射率, 或以校正后的反射率计算的植被指数进行统计拟合和反演, 或使用不考虑地形的 LAI 反演模型 (图 4); 二是构建适用于山地植被冠层的反射物理模型, 然后基于局部坡面反射率开展 LAI 反演 (图 5)。以下将展开阐述这两种方法的使用情况。

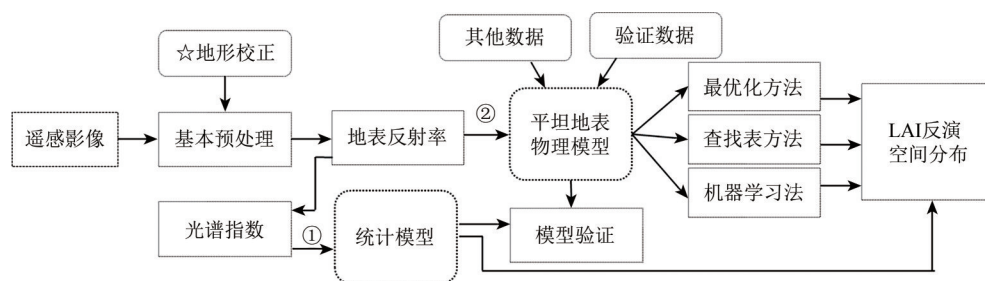


图4 基于地形校正的 LAI 反演思路

Fig. 4 The process of LAI retrieval with topographic correction

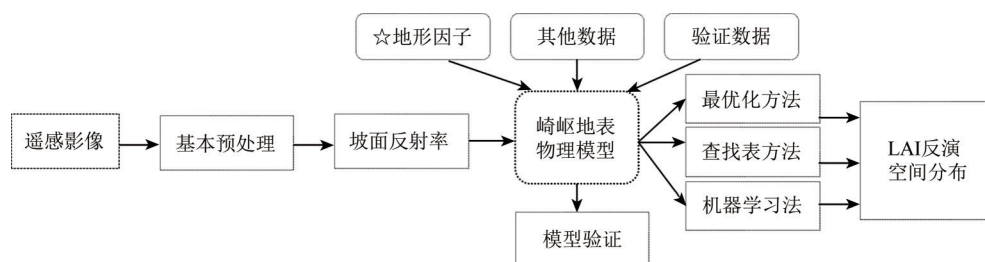


图5 基于山地辐射传输模型 LAI 反演的思路

Fig. 5 The process of LAI retrieval with mountain RTM

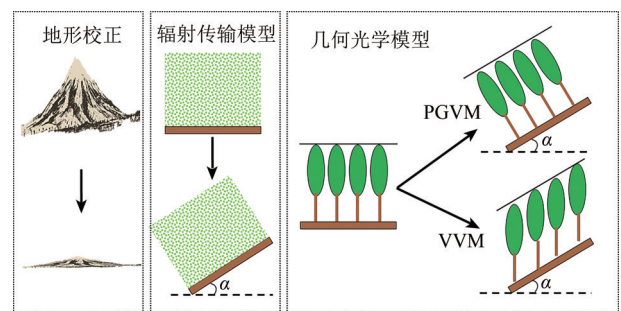
3.1.1 基于地形校正反射率的反演

(1) 地形校正基本原理和主要方法。地形校正是指针对地形引起遥感图像的辐射畸变进行校

正 (图 6 (1)), 消除遥感影像中地形效应的影响 (Soenen 等, 2005; Wen 等, 2015)。目前, 地形校正算法发展至今已有 30 余种 (林兴稳 等,

2020), 主要包括经验模型、物理模型及半经验模型(段四波和阎广建, 2007; Wen等, 2015)。早期的经验模型一般以比值、统计等方法为主, 多利用太阳下行辐射和太阳天顶角预先构建的经验关系来构建模型, 如Teillet-回归(Teillet等, 1982)、b校正模型(Vincini等, 2002)、VECA校正模型(Gao和Zhang, 2009)等。这类模型参数多缺乏物理意义, 忽略了不同波段对地形的敏感性, 在地表复杂的区域普适性较差。物理模型多依据山地辐射传输模型来构建地形校正模型, 根据建模过程中是否考虑地表的二项反射特性, 可将该类模型分为基于朗伯体假设(Lambertian based model)的地形校正和基于非朗伯体假设(Non-Lambertian model)的地形校正(林兴稳等, 2020)。早期的物理模型多采用朗伯体假设模型, 不考虑散射和周围地形辐射, 利用太阳辐射在太阳—地表—传感器之间的几何关系构建模型, 认为水平面接收到的辐射亮度为 $L_0 \cos \theta_s$, 而坡面接收到的辐射亮度为 $L_0 \cos \theta_i$, 因此水平面和坡面的反射率之比可表示为 $L_0 \cos \theta_s / L_0 \cos \theta_i$, 进而构建了余弦校正方法(Teillet等, 1982)、SCS(Sun-Canopy-Sensor)校正(Gu和Gillespie, 1998)等。后来由于考虑目标与地物的相对几何关系和局部入射角过大等带来的过校正或欠校正问题, 促进了系列改进的模型的发展, 比如一些研究增加经验性的调节系数(即半经验模型)构建了一系列模型, 如C校正(Teillet等, 1982)、SCS+C校正(Soenen等, 2005)等。余弦校正及其改进模型计算简单, 在稀疏植被覆盖的晴天条件下, 适用性较好, 但在浓密植被覆盖区域校正效果较差(林兴稳等, 2020); SCS及其改进模型考虑了冠层分布对辐射的影响, 提升了在浓密植被的校正效果, 但该类模型没考虑散射辐射和周围地形辐射影响, 在相对太阳天顶角较大时候, 仍然存在过校正问题(林兴稳等, 2020)。另一类基于朗伯假设考虑了散射辐射和周围地形辐射的山地辐射传输模型将山地表面目标接收的总入射辐射照度 E_{total} 表示为太阳直接辐射照度 E_s 、天空漫散射辐射照度 E_d 及周围地形反射辐射照度 E_a 这3个部分的总和, 产生了Proy模型(Proy等, 1989)、Sandmeier模型(Sandmeier等, 1998)、ATCOR模型(Richter等, 2009)等一系列算法。该类算法更加适应用于描述各种地表类型的校正结果, 模型适用性广, 但

同时涉及的参数多、模型复杂、仍然存在阴影区域过校正问题, 非朗伯体假设方法则考虑了地表的二向反射特征, 引入BRDF(Bidirectional Reflectance Distribution Function)的概念, 突出不同角度观测到的反射辐射的差异性, 包括Minnaert系列半经验模型(Reeder, 2002)、BRATC(BRDF-based atmospheric and topographic correction)模型以及一些同时进行大气校正和地形校正的耦合算法(Li等, 2012; Wen等, 2009, 2015; Zhang等, 2017)。Minnaert系列模型计算简单但场景参数依赖性强, 不适合用于定量分析, 而地气耦合类算法能够较好地克服过校正问题, 但同时涉及的物理参数较多, 因此需要有足够的先验知识支持其广泛的适应性。



(a) 地形校正等矩图 (a) Schematic diagram of terrain correction
(b) 辐射传输模型中加入坡度 (b) Diagram of radiative transfer model with slope
(c) 几何光学模型中加入坡度 (c) Diagram of geometric-optical model with slope

图6 模型在崎岖地表的演变

Fig. 6 The evolution of models over rugged terrain

(2) LAI反演方法。通过地形校正, 可以纠正因地形起伏、遮掩等因素引起的辐射畸变, 一定程度上能够获取相对平衡准确的崎岖地表的反射率(Wen等, 2015), 因此经过地形校正后的反射率能够明显提升LAI反演的精度(Chen和Cao, 2012)。基于地形校正方法进行LAI反演的主要可分为以下两种: 第一种, 基于经过地形校正计算的植被指数的LAI反演方法。在预处理阶段, 将遥感影像的地表反射率进行地形校正, 用校正后的结果计算出常用的植被指数(如NDVI、RVI、SAVI等), 然后基于LAI测量真值构建LAI与植被指数的线性或非线性的统计关系(Chen和Cao, 2012; Meyer等, 2019; 刘婷等, 2019; 董立新, 2019)。

目前,有研究基于这类统计关系,对比了阔叶林、针叶林和灌木等不同类型植被分别在阴坡和阳坡的LAI反演结果,分析了植被的稀疏程度和背景反射率的贡献对植被指数选择的影响(廖钰冰等,2011)。其结果显示,经过地形辐射校正的反射率用于LAI反演模型中精度虽然有明显提高,但同时也具有统计模型的共性缺陷,那就是可移植性较差。尤其在山地这种特定崎岖复杂的地表建立的统计关系很难运用到另一个崎岖山地地表,因此在进行大区域反演时,需要建立足够的统计关系来应对不同类型的复杂地表的反演。第二种,基于地形校正反射率后采用平坦地表的LAI反演模型进行反演。目前许多用于LAI反演的物理模型里本身没有地形相关的参数,例如PROSAIL模型、ACRM模型、5-Sacle模型等,因此直接用于山地(尤其是高分辨率)LAI反演时往往忽略了地形辐射的影响,因此有的研究在使用辐射传输模型反演之前,先对地形起伏显著区域的遥感反射率数据进行地形校正。例如,谷成燕(2013)用Teillet方法校正后的反射率和PROSAIL模型反演了崎岖地表毛竹林的LAI,为南方典型的竹林植被类型提供了较好的反演思路;王强等(2016)将地形校正后的反射率用于四分量模型,并反演了黑河大野口区域的LAI;朱旭珍(2014)利用地形校正后的反射率同时使用PROSAIL模型和20种植被指数进行了森林LAI反演,分析了单株、样地、区域这3个尺度的估算效果。

从以上的研究看,使用地形校正对崎岖地表反射率进行纠正后用于LAI反演总体上可以有效降低地形的影响,但现有的地形校正方法大部分存在过校正或欠校正的现象(林兴稳等,2020),且不同的地形校正方法在不同的地表类型LAI反演中有较大差异,目前还没有有效的比较,尤其缺少不同空间尺度上的对比。

3.1.2 基于山地物理模型的反演

(1) 山地冠层反射率模型。模拟山地冠层反射率主要有两个环节,分别是冠层结构的表达和辐射传输过程的模拟,只有对冠层反射率进行精确的刻画,才能进一步进行山地LAI的反演,表2中列出了主要的考虑地形的冠层反射率模型。Schaaf等(1994)尝试在GOMS模型(Li和Strahler,1986)中加入地形效应,即进行坐标旋转将平地

模型拓展到坡地,但其仅考虑了地形引起的入射和观测几何畸变,并未顾及树冠的向地性生长;Combal等(2000)在Ross辐射传输模型(Ross,1981)的基础上引入地形(图6(b)),对比了植被垂直坡面生长PGVM(Perpendicular to the Ground Vegetation Model)和竖直坡面生长VVM(Vertical Vegetation Model)两种模式对反照率的影响,发现在以浑浊介质为假设的辐射传输模型中也存在植被生长方向对冠层反射率的影响(图6(c))。Fan等(2014和2015)在四尺度几何光学模型基础上发展了适用于坡地的森林冠层GOST模型并进行了修正,其中以针叶林“圆柱+圆锥”的形状为例考虑了树冠的向地性,同时也很好地模拟出热点效应,但忽略了天空散射光和冠层内多次散射影响。SLC(Soil-Leaf-Canopy)模型(Verhoef和Bach,2007)是一个综合的辐射传输模型,耦合了土壤BRDF、热点效应、大气效应等要素,当它被拓展为适用于山地地形的SLCT模型(Mousivand等,2015)时,新增考虑地形邻近效应对大气层顶反射率的影响。Pasolli等(2015)将PROSAIL模型中基于平地的太阳入射角度拓展至坡面,用坡面入射角替代太阳天顶角,研究了连续植被坡面反射率下反演LAI的成效;Yin等(2017)通过修正消光路径长度考虑树冠向地性并增加天空散射光的贡献,发展了基于PLC(the Path Length Correction)的一维辐射传输模型,并在LAI反演中得到初步的应用和验证(Yin等,2020a);Wu等(2019a)则以GOMS几何光学模型为主框架,在此基础上加进地形影响,并且考虑树冠的向地性生长,修正地形对场景组分四分量面积比例的影响,同时引入SAIL模型描述天空散射光和冠层内部多次散射对组分反射率的影响,发展了单一坡面离散森林冠层GOSAILT模型;Hao等(2018和2020)考虑到低分辨率遥感影像中亚地形效应的影响,基于地表的各向异性发展了复合坡辐射传输模型-dESM模型。由此可见,基于离散和连续植被的物理模型在山地的拓展已经相对成熟,并且在不同粗细尺度上也有一定研究。

(2) 山地LAI反演及策略。基于山地辐射传输模型LAI反演不需要单独对反射率进行地形校正,因为山地辐射传输正演模型内部本身包含地形参数,如坡度、坡向等,反演时一般采用查找表方法和机器学习方法(Pasolli等,2015;Yu等,

2020; Jin 等, 2019)。实际上目前鲜有直接基于山地辐射传输模型进行崎岖地表 LAI 反演, 现阶段针对山地的 LAI 反演研究仍然多聚焦于类似于草地的均质假设地表 (Pasolli 等, 2015; Yu 等, 2020)。其中最重要的原因是均质地表涉及的参数

少而异质性地表涉及的参数多, 冠层反射率模型太过复杂, 广泛推广运用还比较困难。因此, 与平坦地表相比, 在进行山地崎岖地形的森林 LAI 反演时, 需要考虑如何简化反演过程、提高反演速度。

表 2 山地冠层反射率模型

Table 2 Part of canopy reflectance model in slope area

模型来源	记为	模型类别	特点描述
(Schaaf 等, 1994)	GOMST	几何光学模型	未考虑植被的向地性生长
(Combal 等, 2000)	RossT	辐射传输模型	浑浊介质假设也需考虑植被的向地性
(Fan 等, 2014 和 2015)	GOST	几何光学模型	引入碰撞理论
(Mousivand 等, 2015)	SLCT	辐射传输模型	考虑植被冠层底部的土壤二向反射特性
(Yin 等, 2017)	PLC	辐射传输模型	树冠向地性并增加天空散射光
(Wu 等, 2019a)	GOSAILT	混合模型	树冠向地性、冠层内部散射、天空散射光
(郝大磊 等, 2018)	dESM	辐射传输模型	适用于粗分辨率复合坡、天空散射光

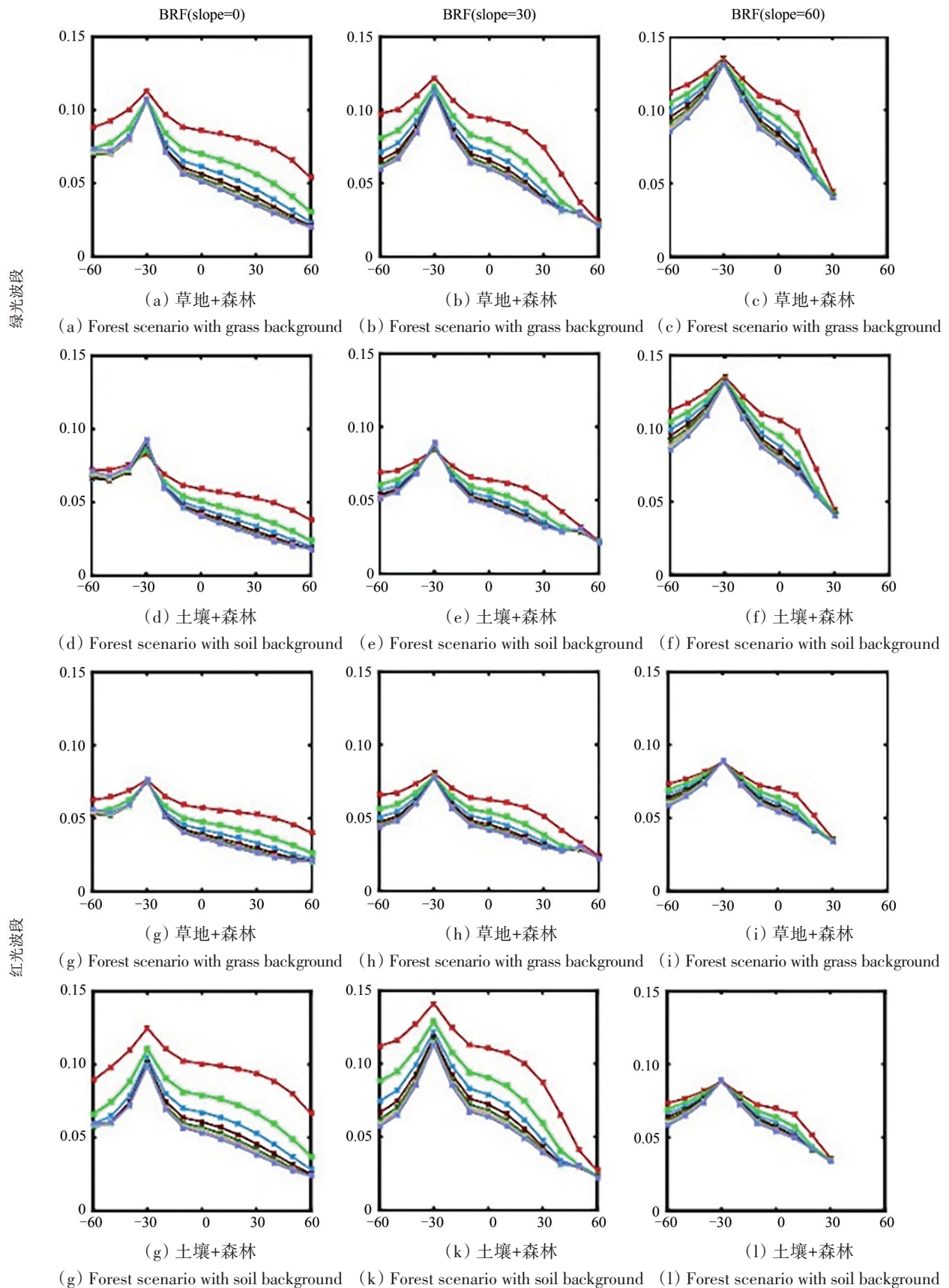
假设植被冠层反射率正演模型简化书写为:

$$\rho=f(\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v, \alpha, \beta, \lambda, LAI \cdots)$$

式中, f 表示基于山地地表建模的物理模型映射关系, α, β 分别表示坡度、坡向, $\theta_s, \varphi_s, \theta_v, \varphi_v$ 分别表示太阳方向和观测方向的天顶角和方位角, λ 表示树冠密度。简化反演过程可从 3 个方面进行考虑: 1) 参数敏感性分析。由于遥感量化参数反演本身的病态性, 当物理模型本身输入的未知参数越多, 需要的数据就越多, 中间过程引起的不确定性会以累积效应反映到反演的结果中, 故而反演越复杂费时。因此, 需要制定合适的反演策略以减少反演结果的误差和不确定性。Li 等 (1998) 提出的 MSDT (Multi-stage, Sample-direction Dependent, Target-decisions) 反演策略已得到实际应用, 其主要思想是根据先验知识, 例如地形数据、土地覆盖分类数据、主要作物生长模式等, 对输入的参数做敏感分析 (Saltelli 等, 2010; Verrelst 等, 2015a), 固定不重要的参数, 进而简化输入变量。2) 代价函数优化选择。通过使用代价函数来确定查找表查找结果最优值是常用的方法之一, 不同的代价函数在具体的使用中鲁棒性不同, 对反演结果的影响大小不一。这些方法主要可分为三类: 信息量度、M 估计和最小对比度方法。Verrelst 等 (2015b)、Rivera 等 (2013) 和 Leonenko 等 (2013) 对比了 60 余种不同的代价函数和最优值选取方法进行了讨论, 并对比了一些典型的代价函数的优缺点。最小二乘估计 LSE (Least Squared Error) 因

为算法简单, 是目前遥感反演研究中使用较多的方法 (Leonenko 等, 2013; Ma 等, 2014); 然而物理模型的残差可能具有非线性和异质性, 很可能与最小二乘估计的高斯分布性质假设不符。已有的研究表明, M 估计中基于卡方分布的正则化算法在遥感量化反演中具有较强的鲁棒性, 例如 MODIS LAI 产品生产就是使用了该方法 (Ganguly 等, 2008 和 2012)。虽然目前越来越多的研究集中于改进物理模型和反演技术, 但较少研究系统地阐述残差的性质以及它们如何影响 LAI 反演。实际上作为反演结果不确定性产生的重要来源之一, 代价函数也应根据具体情况进行优选。3) 反演角度的优化选择。在可见光近红外波段, 不同观测方向的反射率差别较大, 以 GOSAILT 模型为例 (Wu 等, 2019a), 在坡面状态, 离散森林二向反射更是有以下几个特点 (图 7): 第一, 在相同方位角下, 输入不同 LAI 时的前向观测的反射率差异小于后向观测的; 第二, 坡度越陡, 输入不同 LAI 时的反射率整体上差异越小; 第三, 下垫面背景反射率的不同对观测到的结果又很大影响。输入不同 LAI 时反射率差异小就意味着反演时存在更大的不确定性, 因此在稀疏植被区域应根据实际情况选择合适的反演角度进行反演。而在浓密植被区域, 由于光子本身传播存在显著的内部多次散射, 不管是倾斜地表还是平坦地表, 观察到的反射率都存在显著的光谱饱和效应, 这是目前参数反演中仍待统一解决的共性问题。尽管现有一些研究也

尝试将BRDF效应、多角度观测等跟角度相关的信息加入到LAI反演算法中 (Hasegawa 等, 2010), 以提升LAI反演精度, 但目前还很少有专门考虑山地LAI反演时BRDF信息对反演结果的影响。



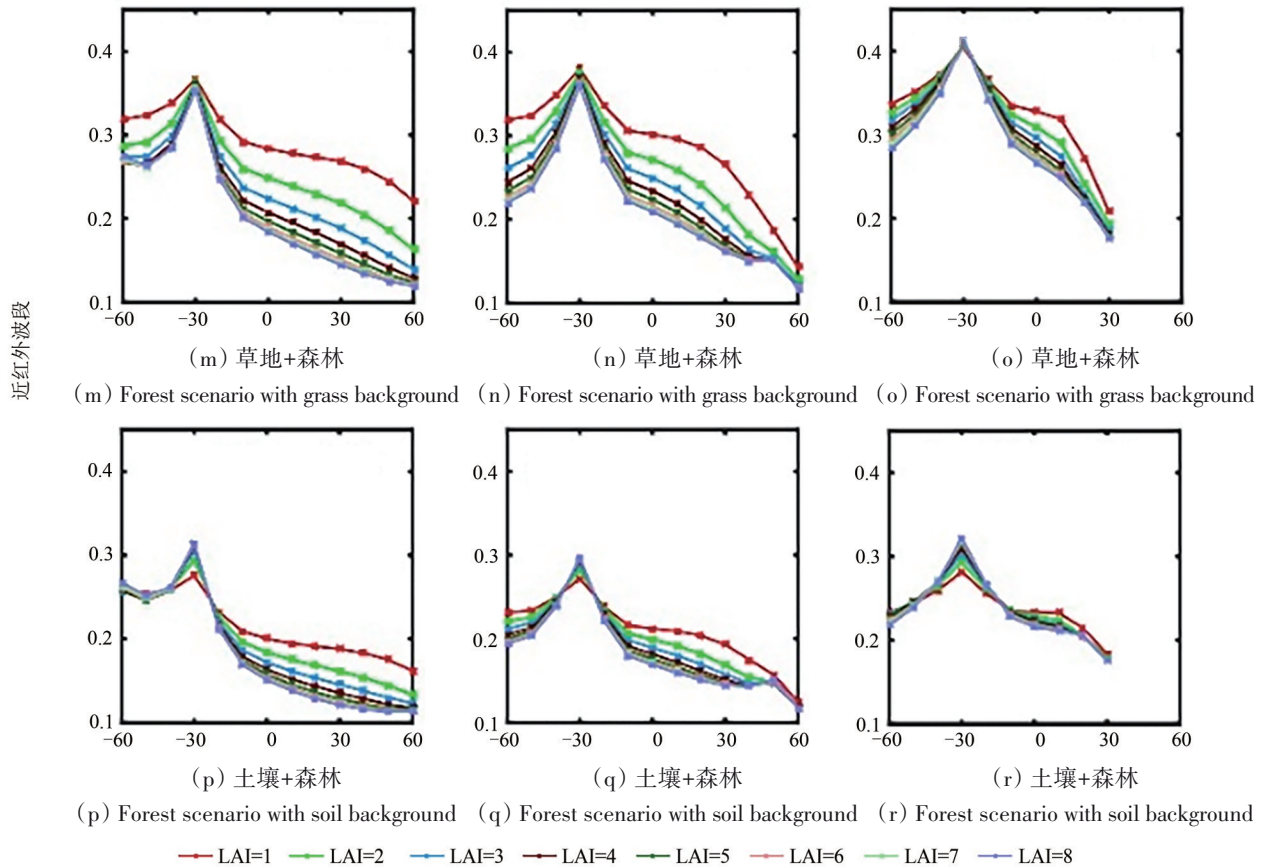


图7 不同坡度下太阳主平面不同观测角度反射率对比(SZA=30°,SAA=120°,Aspect=120°)

Fig. 7 The reflectance comparison between different slopes in solar principal plane

3.1.3 其他方法

除了上述方法以外,科学家们也致力于研究其他不使用DEM但适合山地使用的变量。例如,有研究表明比值类植被指数(如RVI、NDVI等)能够消除大部分地形的影响,但实际上在大坡度条件下,比值类植被指数的地形效应也很明显(朱高龙等,2013);另一些研究致力于构建新的能够消除地形效应的适用于山地崎岖地表的植被指数,如NDMVI(Normalized Difference Mountain Vegetation Index)(吴志杰等,2017)、SEVI(Shadow-Eliminated Vegetation Index)(蒋世豪等,2020)、TAVI(topography-adjusted vegetation index)(江洪等,2011)等,且这些植被指数已分别初步用于植被覆盖度、FPAR、LAI等陆表参数的估算。从以上对植被指数的应用中得出,NDMVI对地形的纠正效果优于余弦校正的NDVI,SEVI同时考虑本影和落影对冠层反射率的影响,而基于SEVI反演FPAR无需DEM数据的支持,可以达到经FLAASH+C组合校正后NDVI与RVI反演FPAR相似的结果,且能改善落影区域的地形校正效果,

相对误差降至约2.730%。

3.2 山地LAI地面真实性检验方法

山地LAI真实性检验的难点在于山地LAI的地面精确观测以及LAI的尺度转换。传统的观测主要基于光路长度、间隙大小等理论,使用LAI-2200、TRAC、鱼眼相机、机载LiDAR等仪器进行测量,与平坦地表相比,在倾斜的地面上,水平放置的传感器的路径长度范围会增加,结果导致上坡的森林冠层信号更强,而下坡则更弱(图8)。一般小于30°的坡度对LAI地面观测影响较小,而大于30°的坡度将成为地面观测的中等误差源(Gonsamo和Pelikka,2008)。针对地形引起的影响,许多学者先后发展了对间隙率模型的纠正方法以此纠正LAI地面采样仪器在起伏地形测量时的误差(Walter和Torquebiau,2000;Montes等,2007;María Luisa等,2008;Gonsamo和Pelikka,2008;Schleppi等,2007)。Cao等(2015)对以上几种校正方法通过模型模拟的方式进行对比和验证,发现将坡地间隙率模型纠正到平地间隙率模型可以

调整路径长度,从而使得校正结果最为准确,具有更好的普适性,而调整相机使之平行于坡面(图8(c))的方法仅在叶倾角为球形分布的条件下校正效果较好。Yin等(2020a)基于PLC模型和CANOPIX软件,分别研究了离散冠层和连续冠层的地形效应,发现离散和连续冠层LAI测量中由地形引起的不确定性分别达到20.0%和14.3%,而经过PLC校正以后不确定性分别降低至7.3%和1.8%。可见在崎岖地表采样时,如果忽略了地形的影响将导致测量值的不精准,进而影响LAI产品在山地的验证结果。

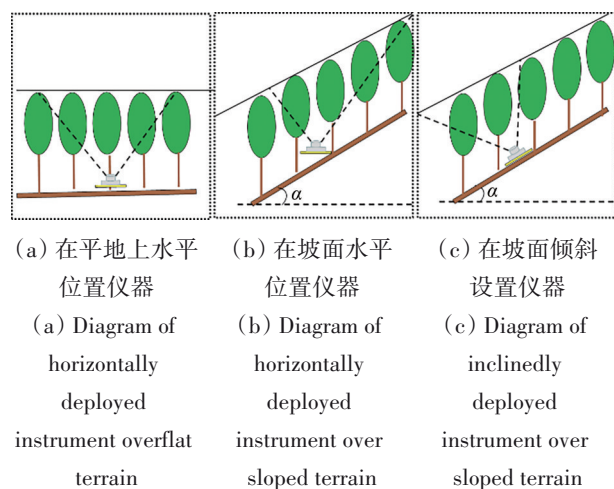


图8 地面观测仪器设置方式
Fig. 8 The of ground observation instrument

另一方面,LAI的尺度效应在异质性山地表面中普遍存在(Yu等,2020;郝大磊等,2018)。现有的LAI尺度效应研究多基于均匀下垫面如连续植被和行播作物,且目前已发展许多解决尺度不匹配问题的方法(刘良云,2014;郝大磊等,2018),但在山地中同时有地形效应和地表异质性的影响,LAI尺度引起的问题更加明显。不同尺度的LAI反演受地形的影响不同,解决机制也有差异。研究表明,在30—240 m空间分辨率反演的LAI受地形的影响十分显著(Zhang等,2015),通过地形校正(Roupioz等,2014;Shao等,2015)、多尺度集成卡尔曼滤波(Li等,2017;Jin等,2019)以及ESU(Elementary Sampling Units)(Baret等,2011)等采样方法可以较好解决尺度差异。

LAI具有季节特征,一次性实验的测量已无法满足当前对于森林LAI的采样长时间序列观测的需求,季节性差异明显的区域验证数据不足。无线

网络多点采样方法在一定程度上可以解决LAI持续自动和多尺度观测的需求(Qu等,2014),并已在农田、针叶林等地表类型中得到良好的验证效果,对于山地这种观测条件较为恶劣的环境下的LAI的观测更加重要。

总之,在进行山地LAI反演结果验证时,需要同时考虑采样结果本身的准确性和尺度的差异性。如果在坡度较大的地方进行地面采样,务必要进行纠正;如果对粗尺度LAI产品进行验证,务必考虑尺度效应与尺度转换。

4 机遇与挑战

山地为许多物种提供栖息和生长环境,在全球气候变化的背景下,山地的局部气候、生态系统正在发生变化,其对生物多样性、生物量等参量的影响已然成为研究的重点(Antonelli等,2018)。LAI作为植被的重要的生物物理参数,与全球生物量等有密切关系,因此对全球植被尤其是森林的生长态势的把握与预测,迫切需要提高全球LAI产品精度。在全球LAI产品生产过程中,以往基于平坦地表构建的模型在地形起伏的山地复杂地表效用有限,而基于倾斜坡面构建的模型在全球产品生产上仍旧应用不足,无法全面地评估其稳定性能。目前,对于LAI,从多尺度采样—准确反演—有效验证等整个环节的系统性还有待完善。随着遥感技术和计算机技术的发展,特别是遥感大数据、人工智能等新兴前沿技术的发展,为山地LAI遥感的发展带来了新的机遇。

(1) 全球高分辨高精度地形数据的支持。山地LAI的遥感反演需要数字高程模型(DEM)的支持,作为重要的辅助数据,用以削减地形效应对反演结果的影响,而不同分辨率的地形尺度考虑将对结果产生不同的影响(Jin等,2019;Zhang等,2015;Roupioz等,2014)。有研究表明,在30—240 m空间分辨率反演的LAI受地形的影响十分显著,通过地形校正以及多尺度集成卡尔曼滤波可以较好地解决尺度差异(Jin等,2019),而且高精度的DEM用于影像像素级别和亚像素级别的地形校正效果会更好(Zhang等,2015;Roupioz等,2014)。DEM获得方式主要来源于地面测量、航空摄影测量、卫星测量,全球的地形数据一般由后两者实现。目前已公开发布许多高分辨率DEM产品(李振洪等,2018),其中常用的包括

以下几种: SRTM (<https://earthexplorer.usgs.gov/> [2020-07-14]) 由美国2000年发射的“奋进”号航天飞机上搭载SRTM航天飞机雷达系统完成, 主要覆盖范围是 60°N — 60°S , 覆盖地球80%以上的陆地, 其绝对平面精度为 $\pm 20\text{ m}$, 绝对高程精度为 $\pm 16\text{ m}$; ASTER GDEM (https://lpdaac.usgs.gov [2020-07-14]) 是由NASA与日本1999年联合发射的星载热发射和反射辐射计传回的数据(2000年—2013年间)生产, 其覆盖区域为 83°N — 83°S , 达到了地球陆地表面的99%, 空间分辨率为 30 m (或1弧秒); TanDEM-X 90 m DEM (<https://tandemx-90m.dlr.de/> [2020-07-14]) 是2010年—2015年德国发射的两颗几乎完全相同的SAR卫星星座(TerraSAR-X和TanDEM-X)使用干涉测量进行生产的数据, 其像素间距为3弧秒, 相当于在赤道处空间分辨率为 90 m 。经过验证, 该数据绝对高程误差约 1 m , 涵盖了从南极到北极的所有地球陆地区域, 是目前垂直精度最高的DEM数据(Rossi等, 2012; Zink等, 2014); ALOS DEM由日本宇宙航空研究所(JAXA)的Advanced Land Observing Satellite-1(高级陆地观测卫星-1, ALOS)生产, 该数据通过L波段合成孔径雷达采集, 空间分辨率最高可达 12.5 m 。以上不同分辨率的DEM产品为不同尺度的山地定量遥感研究提供了可能。

(2) 山地辐射传输模型的快速发展。山地遥感辐射传输模型的快速发展为山地LAI的遥感反演提供了重要的理论基础(表1)。从连续冠层假设到离散冠层假设, 从简单的刚体树冠假设到可模拟多次散射树冠, 从单一坡面到复合坡面的植被辐射传输发展(Wu等, 2019a, 2019b; Yin等, 2020a; 郝大磊等, 2018)。基于崎岖地表的冠层反射率模型发展形成了不同适用对象、不同冠层和地形尺度的完整体系, 为山地LAI反演提供了丰富的物理理论基础, 在解决不同情况下山地LAI反演问题时有了更多的选择。目前针对单一坡面的辐射传输模型具备了支持山地LAI遥感反演的基础, 但是针对复合坡面的辐射传输模型支持山地低分辨率LAI的反演仍具有一定的挑战。计算机模拟模型虽然在大面积反演中实现困难, 但因其模拟精度高而常常被用来实现复杂场景辐射传输过程模拟和模型验证(Wu等, 2019a; Wu等, 2019b), 如DART (Discrete Anisotropic Radiative Transfer) (Gastellu-Etchegorry等, 2004)、RAPID (Radiosity

Applicable to Porous Individual objects) (黄华国, 2019)、LESS (Large-Scale Remote Sensing Data and Image Simulation Framework) (漆建波等, 2019)等。其中, DART模型为广大用户提供了地形模拟模块, 可根据辐射度原理或蒙特卡洛原理进行相关场景参量设置(图9), 可实现单一坡面、复合坡面等各种复杂地形的辐射产品模拟(Wang等, 2020); LESS模型提供模拟大范围真实的地形数据的模块, 相比之下克服了DART模拟场景小计算效率低的缺点, 且输入参数更少更利于普通用户使用; RAPID模型(第3版本)则可以通过构建统一的场景和输入参数来模拟光学、热红外、激光雷达和微波后向散射, 是研究全波段多源数据融合的最佳工具。计算机模拟模型的发展和完善在一定程度上可以克服山地LAI实地采样的困难, 高效地对山地辐射传输模拟和LAI反演进行验证和评估(Yu等, 2020), 为山地等复杂地表参量研究提供了很大便利。

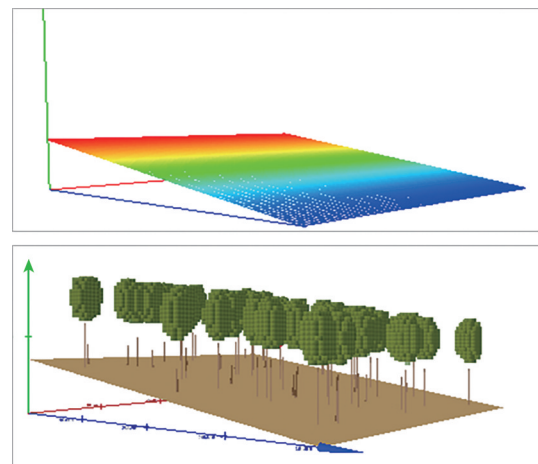


图9 DART模型坡度设置及场景生成
Fig. 9 The scene of slope surface in DART model

(3) 新观测技术的出现将为山地LAI反演提供重要数据源。山地除了地形复杂影响LAI反演外, 还面临着多云雨的特点, 常导致无有效光学数据可用的问题, 这对高频次高精度山地LAI遥感反演提出了挑战。卫星遥感, 具有全球的宏观视野, 可以快速实现整个地球的全覆盖, 提供亚米级别的影像, 但是分辨率越高, 重访周期越大, 受云雨影响较大。无人机作为一种新兴的遥感平台, 可以与卫星遥感能力形成互补, 具备超高分辨率、高频次获取能力, 可以实现按需观测, 具有灵活的采集周期, 可搭载包括真彩色, 多光

谱, 高光谱, LiDAR, 微波和热红外等不同类型的遥感传感器 (Zhang 等, 2019; Tian 等, 2017)。目前, 逐渐有研究基于无人机平台的鱼眼相机摄影、LiDAR 激光扫描以及立体影像等测量方式可通过测量植被的透光率、高度等信息提取 LAI 结果, 开辟了 LAI 测量的新手段。因此, 在地形复杂、多云雾的山地中, 无人机有望为卫星遥感提供高精度真值等数据。

(4) 遥感大数据与智能计算。数据的积累可以实现不同传感器波段转换, 可以较好解决山地受云的影响数据缺少的问题 (张兵, 2018; Zhang 等, 2018; Chastain 等, 2019)。随着遥感研究的深入和商业化的推进, 形成了以高空间分辨率、高光谱分辨率、高时间分辨率为特点的多频段天空地全方位立体化的监测体系, 产生了以 EB 为单位的海量数据, 以数据为驱动的遥感时代已来临 (Zhang 等, 2018a)。Ma 等 (2015) 对目前的数据复杂性进行了阐述, 进而论述了密集型数据的管理和访问等问题的处理方法。其中, 云计算作为一种强大的大数据技术之一, 已逐渐得到推广, 例如 Google Earth Engine (Gorelick 等, 2017) 已经在生态环境监测、气候变化研究等方面发挥重要作用 (Singha 等, 2019), 可应对各种高影响力的社会问题。遥感大数据的开放性和共享性不仅仅只针对数据本身, 更是推动了技术的共享 (张兵, 2018)。针对海量的数据, 越来越多的人工智能算法被运用到遥感领域 (Zhu 等, 2017a; Wang 等, 2017)。Yu 等 (2020) 用物理模型和神经网络探讨了倾斜坡面 LAI 反演的地形效应, Baret 等 (2007) 使用物理模型和机器学习算法生产了 LAI、FPAR 等产品; Reichstein 等 (2019) 论述了机器学习在以往的应用中发挥出的巨大的作用, 肯定了将物理过程模型与数据驱动的机器学习方法结合使用的做法。

5 结 语

在前人研究基础上, 本文总结了现有 LAI 反演算法及产品, 并调研了不同产品的分辨率以及精度等信息。从而根据现有产品未考虑地形的特征且 RMSE 普遍大于 1.7 的情况, 揭示了山地 LAI 反演存在的问题, 主要包括山地模型算法的发展、山地 LAI 采样的注意事项、山地 LAI 反演的尺度效应等, 进一步在现有的模型与算法基础上总结了

山地 LAI 反演的新方法以及最近的进展, 为改进山地 LAI 业务化应用和确定潜在的研究方向提供了参考。基于地形校正的 LAI 反演方法和基于山地物理模型的 LAI 反演方法是目前解决山地 LAI 反演的重要途径, 两种方法各有特点。地形校正算法主要包括余弦校正、C 校正、SCS 校正、SCS+C 校正、Proy 校正、ATCOR 校正等, 算法成熟, 应用也比较广泛, 但在不同情况下不同校正算法的校正效果也不尽相同。而坡面物理模型从理论上来说是最接近真实地表的情况, 根据树冠形状、场景分布特征等不同信息, 分别衍生了 GOMST、GOSAILT、GOST、RossT、SLCT、PLC 等模型, 但主要由于涉及的参数较多而在全球范围内的应用不够广泛, 因此反演策略上还需要改进。另外一些研究利用比值类植被指数 (如 RVI、NDVI 等) 去减少地形的影响, 然而实际上在大坡度条件下, 比值类植被指数的地形效应也很明显, 因此应用场合收到限制。同时考虑物理性以及运算便捷度, 山地二向反射率模型的发展、多角度卫星、无人机等新型遥感观测手段、遥感大数据与人工智能技术的结合将为山地参量定量反演带来更大的机遇。

参考文献 (References)

- Antonelli A, Kissling W D, Flantua S G A, Bermúdez M A, Mulch A, Muellner-Riehl A N, Kreft H, Linder H P, Badgley C, Fjeldså J, Fritz S A, Rahbek C, Herman F, Hooghiemstra H and Hoorn C. 2018. Geological and climatic influences on mountain biodiversity. *Nature Geoscience*, 11(10): 718-725 [DOI: 10.1038/s41561-018-0236-z]
- Bai L D, Gou Y P, Shao W W, Guo Y K, Wu W. 2016. On the linear relationship between vegetation indices and leaf area index based on multi-angle remote sensing. *Engineering of Surveying and Mapping*, 25(01):1-4+9 (白兰东, 荷叶培, 邵文文, 郭云开, 伍文. 2016. 基于多角度遥感的植被指数与叶面积指数的线性关系研究. *测绘工程*, 25(01):1-4+9) [DOI: 10.3969/j.issn.1006-7949.2016.01.001]
- Baret F, Hagolle O, Geiger B, Bicheron P, Miras B, Huc M, Berthelot B, Niño F, Weiss M, Samain O, Roujean J L and Leroy M. 2007. LAI, fAPAR and fCOVER cyclopes global products derived from vegetation. *Remote Sensing of Environment*, 110(3): 275-286 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.02.018]
- Baret F, Weiss M, Allard D, Garrigue S, Leroy M, Jeanjean H, Fernandes R, Myneni R, Privette J, Morissette J, Bohbot H, Bosseno R, Dedieu G, Di Bella C, Duchemin B, Espana M, Gond V, Gu X F, Guyon D, Lelong C, Maisongrande P, Mougouin E, Nilson T, Ver-

- oustraete F and Vintilla R. 2011. VALERI: a network of sites and methodology for the validation of medium spatial resolution land products. <http://w3.avignon.inra.fr/valeri/documents/VALERI-RSE-Submitted.pdf> (Visit date: 2020/12/8)
- Baret F, Weiss M, Lacaze R, Camacho F, Makhmara H, Pacholczyk P and Smets B. 2013. GEOV1: LAI and FAPAR essential climate variables and FCOVER global time series capitalizing over existing products. Part1: principles of development and production. *Remote Sensing of Environment*, 137: 299-309 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.027]
- Baret F, Weiss M, Verger A and Smets B. 2016. ATBD for LAI, FAPAR and FCOVER from PROBA-V products at 300 m resolution (GEOV3) (IMAGINES_RP2. 1_ATBD-LAI300M). Retrieved from http://fp7-imagines.eu/media/Documents/ImagineS_RP2.1_ATBD-LAI300m_I1.73.pdf (Visit date: 2020/12/8)
- Bériaux E, Waldner F, Collienne F, Bogaert P and Defourny P. 2015. Maize leaf area index retrieval from synthetic quad pol SAR time series using the water cloud model. *Remote Sensing*, 7(12): 16204-16225 [DOI: 10.3390/rs71215818]
- Black T A, Chen J M, Lee X and Sagar R M. 1991. Characteristics of shortwave and longwave irradiances under a Douglas-fir forest stand. *Canadian Journal of Forest Research*, 21(7): 1020-1028 [DOI: 10.1139/x91-140]
- Caicedo J P R, Verrelst J, Munoz-Mari J, Moreno J and Camps-Valls G. 2014. Toward a semiautomatic machine learning retrieval of biophysical parameters. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7(4): 1249-1259 [DOI: 10.1109/jstars.2014.2298752]
- Cao B, Du Y M, Li J, Li H, Li L, Zhang Y, Zou J and Liu Q H. 2015. Comparison of five slope correction methods for leaf area index estimation from hemispherical photography. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(9): 1958-1962 [DOI: 10.1109/lgrs.2015.2440438]
- Chastain R, Housman I, Goldstein J, Finco M and Tenneson K. 2019. Empirical cross sensor comparison of Sentinel-2A and 2B MSI, Landsat-8 OLI, and Landsat-7 ETM+ top of atmosphere spectral characteristics over the conterminous United States. *Remote Sensing of Environment*, 221: 274-285 [DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.11.012>]
- 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 M and Cihlar J. 1996. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using landsat TM images. *Remote Sensing of Environment*, 55(2): 153-162 [DOI: 10.1016/0034-4257(95)00195-6]
- Chen J M, Pavlic G, Brown L, Cihlar J, Leblanc S G, White H P, Hall R J, Peddle D R, King D J, Trofymow J A, Swift E, Van der Sanden J and Pellikka P K E. 2002. Derivation and validation of canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, 80(1): 165-184 [DOI: 10.1016/s0034-4257(01)00300-5]
- Chen W and Cao C X. 2012. Topographic correction-based retrieval of leaf area index in mountain areas. *Journal of Mountain Science*, 9(2): 166-174 [DOI: 10.1007/s11629-012-2248-2]
- Claverie M, Matthews J L, Vermote E F and Justice C O. 2016. A 30+ year AVHRR LAI and FAPAR climate data record: algorithm description and validation. *Remote Sensing*, 8(3): 263 [DOI: 10.3390/rs8030263]
- Combal B, Isaka H and Trotter C. 2000. Extending a turbid medium BRDF model to allow sloping terrain with a vertical plant stand. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(2): 798-810 [DOI: 10.1109/36.842009]
- Deng F, Chen J M, Plummer S, Chen M Z and Pisek J. 2006. Algorithm for global leaf area index retrieval using satellite imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(8): 2219-2229 [DOI: 10.1109/tgrs.2006.872100]
- Dong L X. 2019. Multi-model estimation of forest leaf area index in the Three Gorges Reservoir area. *Remote Sensing for Land and Resources*, 31(2): 73-81 (董立新. 2019. 三峡库区森林叶面积指数多模型遥感估算. *国土资源遥感*, 31(2): 73-81) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2019.02.11]
- Donohue R J, Roderick M L and McVicar T R. 2007. On the importance of including vegetation dynamics in Budyko's hydrological model. *Hydrology and Earth System Sciences*, 11(2): 983-995 [DOI: 10.5194/hess-11-983-2007]
- Dorigo W A, Zurita-Milla R, de Wit A J W, Brazile J, Singh R and Schaepman M E. 2007. A review on reflective remote sensing and data assimilation techniques for enhanced agroecosystem modeling. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 9(2): 165-193 [DOI: 10.1016/j.jag.2006.05.003]
- Duan S B and Yan G J. 2007. A review of models for topographic correction of remotely sensed images in mountainous area. *Journal of Beijing Normal University (Natural Science)*, 43(3): 362-366 (段四波, 阎广建. 2007. 山区遥感图像地形校正模型研究综述. *北京师范大学学报(自然科学版)*, 43(3): 362-366) [DOI: 10.3321/j.issn:0476-0301.2007.03.025]
- Duchemin B, Hadria R, Erraki S, Boulet G, Maisongrande P, Chehbouni A, Escadafal R, Ezzahar J, Hoedjes J C B, Kharrou M H, Khabba S, Mougenot B, Olioso A, Rodriguez J C and Simonneaux V. 2006. Monitoring wheat phenology and irrigation in central morocco: on the use of relationships between evapotranspiration, crops coefficients, leaf area index and remotely-sensed vegetation indices. *Agricultural Water Management*, 79(1): 1-27 [DOI: 10.1016/j.agwat.2005.02.013]
- Fan W L, Chen J M, Ju W M and Zhu G L. 2014. GOST: a geometric-optical model for sloping terrains. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(9): 5469-5482 [DOI: 10.1109/tgrs.2013.2289852]
- Fan W L, Li J and Liu Q H. 2015. GOST2: the improvement of the canopy reflectance model GOST in separating the sunlit and shaded leaves. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Ob-*

- servations and Remote Sensing, 8(4): 1423-1431 [DOI: 10.1109/jstars.2015.2413994]
- Fang H L, Baret F, Plummer S and Schaepman-Strub G. 2019. An overview of global leaf area index (LAI): methods, products, validation, and applications. *Reviews of Geophysics*, 57(3): 739-799 [DOI: 10.1029/2018rg000608]
- Fang H L, Liang S L and Kuusk A. 2003. Retrieving leaf area index using a genetic algorithm with a canopy radiative transfer model. *Remote Sensing of Environment*, 85(3): 257-270 [DOI: 10.1016/s0034-4257(03)00005-1]
- Fang X Q and Zhang W C. 2003. The application of remotely sensed data to the estimation of the leaf area index. *Remote Sensing for Land and Resources*, (3): 58-62 (方秀琴, 张万昌. 2003. 叶面积指数(LAI)的遥感定量方法综述. *国土资源遥感*, (3): 58-62) [DOI: 10.3969/j.issn.1001-070X.2003.03.014]
- Ganguly S, Nemani R R, Zhang G, Hashimoto H, Milesi C, Michaelis A, Wang W L, Votava P, Samanta A, Melton F, Dungan J L, Vermote E, Gao F, Knyazikhin Y and Myneni R B. 2012. Generating global leaf area index from landsat: algorithm formulation and demonstration. *Remote Sensing of Environment*, 122: 185-202 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.032]
- Ganguly S, Schull M, Samanta A, Shabanov N, Milesi C, Nemani R, Knyazikhin Y and Myneni R. 2008. Generating vegetation leaf area index earth system data record from multiple sensors. Part 1: theory. *Remote Sensing of Environment*, 112(12): 4333-4343 [DOI: 10.1016/j.rse.2008.07.014]
- Gao Y N and Zhang W C. 2009. A simple empirical topographic correction method for ETM+ imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 30(9): 2259-2275 [DOI: 10.1080/01431160802549336]
- García-Haro F J, Campos-Taberner M, Muñoz-Marí J, Laparra V, Camacho F, Sánchez-Zapero J and Camps-Valls G. 2018. Derivation of global vegetation biophysical parameters from EUMETSAT polar system. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139: 57-74 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2018.03.005]
- Gascon F, Gastellu-Etchegorry J P, Lefevre-Fonollosa M J and Dufrene E. 2004. Retrieval of forest biophysical variables by inverting a 3-D radiative transfer model and using high and very high resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 25(24): 5601-5616 [DOI: 10.1080/01431160412331291305]
- Gastellu-Etchegorry J P, Martin E and Gascon F. 2004. DART: a 3D model for simulating satellite images and studying surface radiation budget. *International Journal of Remote Sensing*, 25(1): 73-96 [DOI: 10.1080/0143116031000115166]
- GCOS. 2016. The Global Observing System for Climate: Implementation Needs (GCOS-2016). Retrieved from https://library.wmo.int/opac/doc_num.php?explnum_id=3417 (Visit date: 2020/12/8)
- Gonsamo A and Pellikka P. 2008. Methodology comparison for slope correction in canopy leaf area index estimation using hemispherical photography. *Forest Ecology and Management*, 256(4): 749-759 [DOI: 10.1016/j.foreco.2008.05.032]
- Gorelick N, Hancher M, Dixon M, Ilyushchenko S, Thau D and Moore R. 2017. Google earth engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sensing of Environment*, 202: 18-27 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.031]
- Grotti M, Calders K, Origo N, Puletti N, Alivernini A, Ferrara C and Chianucci F. 2020. An intensity, image-based method to estimate gap fraction, canopy openness and effective leaf area index from phase-shift terrestrial laser scanning. *Agricultural and Forest Meteorology*, 280: 107766 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2019.107766]
- Gu C Y. 2013. Satellite-Based Retrieval of Canopy Parameters of Moso Bamboo Forest with PROSAIL Radiative Transfer Model. Hangzhou: Zhejiang A and F University (谷成燕. 2013. 基于PROSAIL辐射传输模型的毛竹林冠层参数遥感定量反演. 杭州: 浙江农林大学)
- Gu D G and Gillespie A. 1998. Topographic normalization of Landsat TM images of forest based on subpixel sun-canopy-sensor geometry. *Remote Sensing of Environment*, 64(2): 166-175 [DOI: 10.1016/s0034-4257(97)00177-6]
- 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 D L, Wen J G, Xiao Q, You D Q and Tang Y. 2020. An improved topography-coupled kernel-driven model for land surface anisotropic reflectance. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(4): 2833-2847 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2956705]
- Hao D L, Xiao Q, Wen J G, You D Q, Wu X D, Lin X W and Wu S B. 2018. Advances in upscaling methods of quantitative remote sensing. *Journal of Remote Sensing*, 22(3): 408-423 (郝大磊, 肖青, 闻建光, 游冬琴, 吴小丹, 林兴稳, 吴胜标. 2018. 定量遥感升尺度转换方法研究进展. *遥感学报*, 22(3): 408-423) [DOI: 10.11834/jrs.20187070]
- Hasegawa K, Matsuyama H, Tsuzuki H and Sweda T. 2010. Improving the estimation of leaf area index by using remotely sensed NDVI with BRDF signatures. *Remote Sensing of Environment*, 114(3): 514-519 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.10.005]
- Hashimoto H, Wang W L, Milesi C, White M A, Ganguly S, Gamo M, Hirata R, Myneni R B and Nemani R R. 2012. Exploring simple algorithms for estimating gross primary production in forested areas from satellite data. *Remote Sensing*, 4(1): 303-326 [DOI: 10.3390/rs4010303]
- Hedstrom N R and Pomeroy J W. 1998. Measurements and modelling of snow interception in the boreal forest. *Hydrological Processes*, 12(10/11): 1611-1625 [DOI: 10.1002/(sici)1099-1085(199808/09)12:10/11<1611::Aid-hyp684>3.0.Co;2-4]
- 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. 三维遥感机理模型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]
- Hymus G J, Pontailier J Y, Li J H, Stiling P, Hinkle C R and Drake B G. 2002. Seasonal variability in the effect of elevated CO₂ on eco-

- system leaf area index in a scrub-oak ecosystem. *Global Change Biology*, 8(10): 931-940 [DOI: 10.1046/j.1365-2486.2002.00526.x]
- Jacquemoud S, Baret F, Andrieu B, Danson F M and Jaggard K. 1995. Extraction of vegetation biophysical parameters by inversion of the PROSPECT+SAIL models on sugar beet canopy reflectance data. Application to TM and AVIRIS sensors. *Remote Sensing of Environment*, 52(3): 163-172 [DOI: 10.1016/0034-4257(95)00018-V]
- Jay S, Maupas F, Bendoula R and Gorretta N. 2017. Retrieving LAI, chlorophyll and nitrogen contents in sugar beet crops from multi-angular optical remote sensing: comparison of vegetation indices and PROSAIL inversion for field phenotyping. *Field Crops Research*, 210: 33-46 [DOI: 10.1016/j.fcr.2017.05.005]
- Jiang H, Mao Z Y and Wang X Q. 2011. A topography-adjusted vegetation index(TAVI) and its application in dynamic forest monitoring. *Journal of Beijing Forestry University*, 33(5): 8-12 (江洪, 毛政元, 汪小钦. 2011. 地形调节植被指数及其在森林动态监测中的应用. *北京林业大学学报*, 33(5): 8-12) [DOI: 10.13332/j.1000-1522.2011.05.006]
- Jiang S H, Jiang H and Chen H. 2020. Vegetation FPAR retrieval based on SEVI in rugged terrain and terrain effects assessment. *Journal of Geo-Information Science*, 22(8): 1725-1734 (蒋世豪, 江洪, 陈慧. 2020. 基于SEVI的复杂地形山区植被FPAR遥感反演与地形效应评估. *地球信息科学学报*, 22(8): 1725-1734) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2020.190316]
- Jin H A, Li A N, Bian J H, Nan X, Zhao W, Zhang Z J and Yin G F. 2017. Intercomparison and validation of MODIS and GLASS leaf area index (LAI) products over mountain areas: a case study in southwestern China. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 55: 52-67 [DOI: 10.1016/j.jag.2016.10.008]
- Jin H A, Li A N, Bian J H, Zhao W, Zhang Z J and Nan X. 2016. Leaf area index (LAI) estimation from remotely sensed observations in different topographic gradients over southwestern China. *Remote Sensing Technology and Application*, 31(1): 42-50 (靳华安, 李爱农, 边金虎, 赵伟, 张正健, 南希. 2016. 西南地区不同山地环境梯度叶面积指数遥感反演. *遥感技术与应用*, 31(1): 42-50) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2016.1.0042]
- Jin H A, Li A N, Xu W X, Xiao Z Q, Jiang J Y and Xue H Z. 2019. 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]
- Knyazikhin Y, Martonchik J V, Myneni R B, Diner D J and Running S W. 1998. Synergistic algorithm for estimating vegetation canopy leaf area index and fraction of absorbed photosynthetically active radiation from MODIS and misr data. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 103(D24): 32257-32275 [DOI: 10.1029/98jd02462]
- Körner C, Paulsen J and Spehn E M. 2011. A definition of mountains and their bioclimatic belts for global comparisons of biodiversity data. *Alpine Botany*, 121(2): 73-78 [DOI: 10.1007/s00035-011-0094-4]
- Leonenko G, Los S O and North P R J. 2013. Retrieval of leaf area index from MODIS surface reflectance by model inversion using different minimization criteria. *Remote Sensing of Environment*, 139: 257-270 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.07.012]
- Leuning R, Zhang Y Q, Rajaud A, Cleugh H and Tu K. 2008. A simple surface conductance model to estimate regional evaporation using MODIS leaf area index and the penman-monteith equation. *Water Resources Research*, 44(10): W10419 [DOI: 10.1029/2007wr006562]
- Li A N, Bian J H, Yin G F, Jin H A, Zhao W, Zhang Z J, Nan X and Lei G B. 2018. Study on retrieving key ecological parameters in mountainous regions by remote sensing methods and evaluating their spatio-temporal representativeness. *Advances in Earth Science*, 33(2): 141-151 (李爱农, 边金虎, 尹高飞, 靳华安, 赵伟, 张正健, 南希, 雷光斌. 2018. 山地典型生态参量遥感反演建模及其时空表征能力研究. *地球科学进展*, 33(2): 141-151) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2018.02.0141]
- Li A N, Bian J H, Zhang Z J, Zhao W and Yin G F. 2016. Progresses, opportunities, and challenges of mountain remote sensing research. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1199-1215 (李爱农, 边金虎, 张正健, 赵伟, 尹高飞. 2016. 山地遥感主要研究进展、发展机遇与挑战. *遥感学报*, 20(5): 1199-1215) [DOI: 10.11834/jrs.20166227]
- Li C R, Song J L and Wang J D. 2015. Modifying geometric-optical bidirectional reflectance model for direct inversion of forest canopy leaf area index. *Remote Sensing*, 7(9): 11083-11104 [DOI: 10.3390/rs70911083]
- Li F Q, Jupp D L B, Thankappan M, Lymburner L, Mueller N, Lewis A and Held A. 2012. A physics-based atmospheric and BRDF correction for landsat data over mountainous terrain. *Remote Sensing of Environment*, 124: 756-770 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.06.018]
- Li X, Vereecken H and Ma C F. 2019. Observing ecohydrological processes: Challenges and perspectives//Li X and Vereecken H eds. *Observation and Measurement of Ecohydrological Processes*. Berlin, Heidelberg: Springer: 1-27 [DOI: 10.1007/978-3-662-48297-1_1]
- Li X J, Mao F J, Du H Q, Zhou G M, Xu X J, Han N, Sun S B, Gao G L and Chen L. 2017. Assimilating leaf area index of three typical types of subtropical forest in China from MODIS time series data based on the integrated ensemble kalman filter and PROSAIL model. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 126: 68-78 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.02.002]
- Li X W and Strahler A H. 1986. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of a conifer forest canopy. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-24(6): 906-919 [DOI: 10.1109/tgrs.1986.289706]
- Li X W and Strahler A H. 1992. Geometric-optical bidirectional reflectance modeling of the discrete crown vegetation canopy: effect of crown shape and mutual shadowing. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 276-292 [DOI: 10.1109/36.134078]

- Li X W, Wang J D, Hu B X and Strahler A H. 1998. On utilization of a priori knowledge in inversion of remote sensing models. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 41(6): 580-585 [DOI: 10.1007/BF02878739]
- Li Z H, Li P, Ding D and Wang H J. 2018. Research progress of global high resolution digital elevation models. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(12):1927-1942 (李振洪, 李鹏, 丁咚, 王厚杰. 2018. 全球高分辨率数字高程模型研究进展与展望. *武汉大学学报(信息科学版)*, 43(12):1927-1942) [DOI: 10.13203/j.whugis20180295]
- Liao Y B, Chen X F, Chen X, Zhang D R, Guan B H and Zhou F. 2011. Effect of topographic correction on the estimation of leaf area index based on landsat TM. *Remote Sensing Information*, (5): 47-51, 64 (廖钰冰, 陈新芳, 陈喜, 张丹荣, 关保华, 周峰. 2011. 地形校正对叶面积指数遥感估算的影响. *遥感信息*, (5): 47-51, 64) [DOI: 10.3969/j.issn.1000-3177.2011.05.008]
- Lin X W, Wen J G, Wu S B, Hao D L, Xiao Q and Liu Q H. 2020. Advances in topographic correction methods for optical remote sensing imageries. *Journal of Remote Sensing (Chinese)*, 24(8): 958-974 (林兴稳, 闻建光, 吴胜标, 郝大磊, 肖青, 柳钦火. 2020. 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*, 24(8): 958-974) [DOI: 10.11834/jrs.20209167]
- Liu L Y. 2014. Simulation and correction of spatial scaling effects for leaf area index. *Journal of Remote Sensing*, 18(6): 1158-1168 (刘良云. 2014. 叶面积指数遥感尺度效应与尺度纠正. *遥感学报*, 18(6): 1158-1168) [DOI: 10.11834/jrs.20144103]
- Liu Q H, Yan G J, Jiao Z T, Xiao Q, Wen J G, Liang S L and Wang J D. 2019. Geometric-optical remote sensing modeling to quantitative remote sensing theory and methodology development: in memory of academician Li Xiaowen. *Journal of Remote Sensing*, 23(1): 1-10 (柳钦火, 阎广建, 焦子铄, 肖青, 闻建光, 梁顺林, 王锦地. 2019. 发展几何光学遥感建模理论, 推动定量遥感科学前行——深切缅怀李小文院士. *遥感学报*, 23(1): 1-10) [DOI: 10.11834/jrs.20198077]
- Liu T, Chen C, Fan W Y, Mao X G and Yu Y. 2019. Variation of leaf area index estimation in forests based on remote sensing images of different spatial scales. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30(5): 1687-1698 (刘婷, 陈晨, 范文义, 毛学刚, 于颖. 2019. 基于不同空间尺度遥感影像估算森林叶面积指数的差异. *应用生态学报*, 30(5): 1687-1698) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201905.014]
- Liu Y, Liu R G, Chen J M, Cheng X and Zheng G. 2013. Current status and perspectives of leaf area index retrieval from optical remote sensing data. *Journal of Geo-Information Science*, 15(5): 734-743 (刘洋, 刘荣高, 陈镜明, 程晓, 郑光. 2013. 叶面积指数遥感反演研究进展与展望. *地球信息科学学报*, 15(5): 734-743) [DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00734]
- Ma B, Li J, 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(10): 671-610,687 [DOI: 10.1029/2018jd028415]
- Ma P P, Li J, Liu Q H, He B B and Zhao J. 2019. Multisensor synergistic quantitative leaf area index product of China. *Journal of Remote Sensing*, 23(6): 1232-1252 (马培培, 李静, 柳钦火, 何彬彬, 赵静. 2019. 中国区域MuSyQ叶面积指数产品验证与分析. *遥感学报*, 23(6): 1232-1252) [DOI:10.11834/jrs.20198071]
- Ma Y, Wu H P, Wang L Z, Huang B, Ranjan R, Zomaya A and Jie W. 2015. Remote sensing big data computing: challenges and opportunities. *Future Generation Computer Systems*, 51: 47-60 [DOI: 10.1016/j.future.2014.10.029]
- María Luisa E, Frédéric B and Marie W. 2008. Slope correction for lai estimation from gap fraction measurements. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(10): 1553-1562 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2008.05.005]
- Masson V, Champeaux J L, Chauvin F, Meriguet C and Lacaze R. 2003. A global database of land surface parameters at 1-km resolution in meteorological and climate models. *Journal of Climate*, 16(9): 1261-1282 [DOI: 10.1175/1520-0442-16.9.1261]
- Meyer L H, Heurich M, Beudert B, Premier J and Pflugmacher D. 2019. Comparison of Landsat-8 and Sentinel-2 data for estimation of leaf area index in temperate forests. *Remote Sensing*, 11(10): 1160 [DOI: 10.3390/rs11101160]
- Montes F, Pita P, Rubio A and Cañellas I. 2007. Leaf area index estimation in mountain even-aged *Pinus silvestris* L. stands from hemispherical photographs. *Agricultural and Forest Meteorology*, 145(3/4): 215-228 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2007.04.017]
- Mousivand A, Verhoef W, Menenti M and Gorte B. 2015. Modeling top of atmosphere radiance over heterogeneous non-lambertian rugged terrain. *Remote Sensing*, 7(6): 8019-8044 [DOI: 10.3390/rs70608019]
- Myneni R B, Asrar G and Hall F G. 1992. A three-dimensional radiative transfer method for optical remote sensing of vegetated land surfaces. *Remote Sensing of Environment*, 41(2/3): 105-121 [DOI: 10.1016/0034-4257(92)90071-Q]
- Myneni R B, Hoffman S, Knyazikhin Y, Privette J L, Glassy J, Tian Y, Wang Y, Song X, Zhang Y, Smith G R, Lotsch A, Friedl M, Morisette J T, Votava P, Nemani R R and Running S W. 2002. Global products of vegetation leaf area and fraction absorbed PAR from year one of MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 83(1/2): 214-231 [DOI: 10.1016/s0034-4257(02)00074-3]
- Pasolli L, Asam S, Castelli M, Bruzzone L, Wohlfahrt G, Zebisch M and Notarnicola C. 2015. Retrieval of leaf area index in mountain grasslands in the Alps from MODIS satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 165: 159-174 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.04.027]
- Piao S, 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]
- Proy C, Tanre D and Deschamps P Y. 1989. Evaluation of topographic effects in remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*,

- 30(1): 21-32 [DOI: 10.1016/0034-4257(89)90044-8]
- Qi J B, Xie D H, Xu Y and Yan G J. 2019. Principles and applications of the 3D radiative transfer model LESS. *Remote Sensing Technology and Application*, 34(5): 914-924 (漆建波, 谢东辉, 许月, 阎广建. 2019. 三维辐射传输模型 LESS 原理及其应用. *遥感技术与应用*, 34(5): 914-924) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.5.0914]
- Qu Y H, Han W C, Fu L Z, Li C R, Song J L, Zhou H M, Bo Y C and Wang J D. 2014. LAINet—A wireless sensor network for coniferous forest leaf area index measurement: design, algorithm and validation. *Computers and Electronics in Agriculture*, 108: 200-208 [DOI: 10.1016/j.compag.2014.08.003]
- Qu Y H, Shaker A, Korhonen L, Silva C A, Jia K, Tian L and Song J L. 2020. Direct estimation of forest leaf area index based on spectrally corrected airborne LiDAR pulse penetration ratio. *Remote Sensing*, 12(2): 217 [DOI: 10.3390/rs12020217]
- Reeder D H. 2002. *Topographic Correction of Satellite Images: Theory and Application*. Hanover, NH: Dartmouth College [DOI: 10.1349/ddlp.2867]
- Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, Jung M, Denzler J, Carvalhais N and Prabhat. 2019. Deep learning and process understanding for data-driven earth system science. *Nature*, 566(7743): 195-204 [DOI: 10.1038/s41586-019-0912-1]
- Richter R, Kellenberger T and Kaufmann H. 2009. Comparison of topographic correction methods. *Remote Sensing*, 1(3): 184-196 [DOI: 10.3390/rs1030184]
- Rivera J P, Verrelst J, Delegido J, Veroustraete F and Moreno J. 2014. On the semi-automatic retrieval of biophysical parameters based on spectral index optimization. *Remote Sensing*, 6(6): 4927-4951 [DOI: 10.3390/rs6064927]
- Rivera J P, Verrelst J, Leonenko G and Moreno J. 2013. Multiple cost functions and regularization options for improved retrieval of leaf chlorophyll content and lai through inversion of the PROSAIL model. *Remote Sensing*, 5(7): 3280-3304 [DOI: 10.3390/rs5073280]
- Ross J. 1981. *The Radiation Regime and Architecture of Plant Stands*. Dordrecht: Springer [DOI: 10.1007/978-94-009-8647-3]
- Rossi C, Gonzalez F R, Fritz T, Yague-Martinez N and Eineder M. 2012. TanDEM-X calibrated Raw DEM generation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 73:12-20 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2012.05.014]
- Roupioz L, Jia L, Nerry F and Menenti M. 2014. Correction of sub-pixel topographical effects on land surface albedo retrieved from geostationary satellite (FengYun-2D) observations. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 17: 012270 [DOI: 10.1088/1755-1315/17/1/012270]
- Saltelli A, Annoni P, Azzini I, Campolongo F, Ratto M and Tarantola S. 2010. Variance based sensitivity analysis of model output. Design and estimator for the total sensitivity index. *Computer Physics Communications*, 181(2): 259-270 [DOI: 10.1016/j.cpc.2009.09.018]
- Sandmeier S, Müller C, Hosgood B and Andreoli G. 1998. Physical mechanisms in hyperspectral BRDF data of grass and watercress. *Remote Sensing of Environment*, 66(2): 222-233 [DOI: 10.1016/S0034-4257(98)00060-1]
- Schaaf C B, Li X W and Strahler A H. 1994. Topographic effects on bi-directional and hemispherical reflectances calculated with a geometric-optical canopy model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(6): 1186-1193 [DOI: 10.1109/36.338367]
- Schleppi P, Conedera M, Sedivy I and Thimonier A. 2007. Correcting non-linearity and slope effects in the estimation of the leaf area index of forests from hemispherical photographs. *Agricultural and Forest Meteorology*, 144(3/4): 236-242 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2007.02.004]
- Shao Y, Li G L, Guenther E and Campbell J B. 2015. Evaluation of topographic correction on subpixel impervious cover mapping with CBERS-2B data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(8): 1675-1679 [DOI: 10.1109/lgrs.2015.2419135]
- Singha M, Dong J W, Zhang G L and Xiao X M. 2019. High resolution paddy rice maps in cloud-prone Bangladesh and Northeast India using Sentinel-1 data. *Scientific Data*, 6(1): 26 [DOI: 10.1038/s41597-019-0036-3]
- Sinha S K, Padalia H, Dasgupta A, Verrelst J and Rivera J P. 2020. Estimation of leaf area index using PROSAIL based LUT inversion, MLRA-GPR and empirical models: case study of tropical deciduous forest plantation, North India. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86: 102027 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.102027]
- Soenen S A, Peddle D R and Coburn C A. 2005. SCS+C: a modified Sun-canopy-sensor topographic correction in forested terrain. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(9): 2148-2159 [DOI: 10.1109/TGRS.2005.852480]
- Steltzer H and Welker J M. 2006. Modeling the effect of photosynthetic vegetation properties on the NDVI-LAI relationship. *Ecology*, 87(11): 2765-2772 [DOI: 10.1890/0012-9658(2006)87[2765:Mteopv]2.0.Co;2]
- Tang H, Dubayah R, Brolly M, Ganguly S and Zhang G. 2014. Large-scale retrieval of leaf area index and vertical foliage profile from the spaceborne waveform LiDAR (GLAS/ICESat). *Remote Sensing of Environment*, 154: 8-18 [DOI: 10.1016/j.rse.2014.08.007]
- Teillet P M, Guindon B and Goodenough D G. 1982. On the slope-aspect correction of multispectral scanner data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 8(2): 84-106 [DOI: 10.1080/0703899.2.1982.10855028]
- Tian J Y, Wang L, Li X J, Gong H L, Shi C, Zhong R F and Liu X M. 2017. Comparison of UAV and WorldView-2 imagery for mapping leaf area index of mangrove forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 61: 22-31 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.05.002]
- Turner D P, Cohen W B, Kennedy R E, Fassnacht K S and Briggs J M. 1999. Relationships between leaf area index and Landsat TM spectral vegetation indices across three temperate zone sites. *Remote Sensing of Environment*, 70(1): 52-68 [DOI: 10.1016/S0034-

- 4257(99)00057-7]
- Verhoef W. 1984. Light scattering by leaf layers with application to canopy reflectance modeling: The SAIL model. *Remote Sensing of Environment*, 16, 125-141 [DOI: 10.1016/0034-4257(84)90057-9]
- Verhoef W and Bach H. 2007. Coupled soil-leaf-canopy and atmosphere radiative transfer modeling to simulate hyperspectral multi-angular surface reflectance and TOA radiance data. *Remote Sensing of Environment*, 109(2): 166-182 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.013]
- Verrelst J, Rivera J P, Leonenko G, Alonso L and Moreno J. 2014. Optimizing LUT-based RTM inversion for semiautomatic mapping of crop biophysical parameters from Sentinel-2 and -3 data: role of cost functions. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(1): 257-269 [DOI: 10.1109/tgrs.2013.2238242]
- Verrelst J, Rivera J P, van der Tol C, Magnani F, Mohammed G and Moreno J. 2015a. Global sensitivity analysis of the SCOPE model: what drives simulated canopy-leaving sun-induced fluorescence?. *Remote Sensing of Environment*, 166: 8-21 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.06.002]
- Verrelst J, Rivera J P, Veroustraete F, Muñoz-Mari J, Clevers J G P W, Camps-Valls G and Moreno J. 2015b. Experimental Sentinel-2 LAI estimation using parametric, non-parametric and physical retrieval methods - A comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 260-272 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2015.04.013]
- Vincini M, Reeder D and Frazzi E. 2002. An empirical topographic normalization method for forest TM data//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Toronto, ON: IEEE: 2091-2093 [DOI: 10.1109/IGARSS.2002.1026454]
- Walter J M N and Torquebiau E F. 2000. The computation of forest leaf area index on slope using fish-eye sensors. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences—Series III : Sciences de la Vie*, 323 (9): 801-813 [DOI: 10.1016/s0764-4469(00)01229-4]
- Wang Q, Pang Y, Li Z Y, Chen E X, Sun G Q, Tan B X and Liu D D. 2016. Inversion of leaf area index based on a simple physical model. *Journal of China University of Mining and Technology*, 45 (3): 623-629, 645 (王强, 庞勇, 李增元, 陈尔学, 孙国清, 谭炳香, 刘丹丹. 2016. 基于一种简单物理模型的叶面积指数反演. *中国矿业大学学报*, 45(3): 623-629, 645) [DOI: 10.13247/j.cnki.jcmt.000519]
- Wang Q, Pang Y, L, Z, Chen E, Sun G and Tan B. 2013. Improvement and application of the Conifer Forest Multiangular Hybrid GORT Model MGeoSAIL. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51: 5047-5059 [DOI: 10.1109/tgrs.2012.2234466]
- Wang T T, Xiao Z Q and Liu Z G. 2017. Performance evaluation of machine learning methods for leaf area index retrieval from time-series MODIS reflectance data. *Sensors (Basel)*, 17(1): 81 [DOI: 10.3390/s17010081]
- Wang Y J, Laurent N and Gastellu-Etchegorry J P. 2020. DART radiative transfer modelling for sloping landscapes. *Remote Sensing of Environment*, 247: 111902 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111902]
- Watson D J. 1947. Comparative physiological studies on the growth of field crops: I. Variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years. *Annals of Botany*, 11(1): 41-76 [DOI: 10.1093/oxfordjournals.aob.a083148]
- 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 G, 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]
- Wen J G, Liu Q H, Liu Q, Xiao Q and Li X W. 2009. Parametrized BRDF for atmospheric and topographic correction and albedo estimation in Jiangxi rugged terrain, China. *International Journal of Remote Sensing*, 30(11): 2875-2896 [DOI: 10.1080/01431160802558618]
- Wenge N, Xiaowen L, Woodcock C E, Caetano M R and Strahler A H. 1999. An analytical hybrid GORT model for bidirectional reflectance over discontinuous plant canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37: 987-999 [DOI: 10.1109/36.752217]
- Wigmosta M S, Vail L W and Lettenmaier D P. 1994. A distributed hydrology-vegetation model for complex terrain. *Water Resources Research*, 30(6): 1665-1679 [DOI: 10.1029/94wr00436]
- Wilson A M and Jetz W. 2016. Remotely sensed high-resolution global cloud dynamics for predicting ecosystem and biodiversity distributions. *PLoS Biology*, 14(3): e1002415 [DOI: 10.1371/journal.pbio.1002415]
- 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. 2019a. 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. 2019b. 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, Tang Y, You D Q and Zhao J. 2017. Modeling anisotropic bidirectional reflectance of sloping forest//2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). Fort Worth, TX: IEEE: 3874-3877 [DOI: 10.1109/IGARSS.2017.8127848]
- Wu Z J, He G J, Huang S L, Wang M M and Lin J T. 2017. Terrain effects assessment on remotely sensed fractional vegetation cover in hilly area of southern China. *Journal of Remote Sensing*, 21(1): 159-167 (吴志杰, 何国金, 黄绍霖, 王猛猛, 林金堂. 2017. 南方丘陵区植被覆盖度遥感估算的地形效应评估. *遥感学报*, 21(1): 159-167) [DOI: 10.11834/jrs.20176016]
- 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, 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]
- Xie Q Y, Dash J, Huang W J, Peng D L, Qin Q M, Mortimer H, Casa R, Pignatti S, Laneve G, Pascucci S, Dong Y Y and Ye H C. 2018. Vegetation indices combining the red and red-edge spectral information for leaf area index retrieval. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 11(5): 1482-1493 [DOI: 10.1109/jstars.2018.2813281]
- Xu B D. 2018. *Leaf Area Index Retrieval and Product Validation over Heterogeneous Land Surfaces*. Beijing: Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences (徐保东). 2018. 非均质地表叶面积指数反演及产品真实性检验. 北京: 中国科学院遥感与数字地球研究所
- Xu X R, Fan W J, Li J C, Zhao P and Chen G X. 2017. A unified model of bidirectional reflectance distribution function for the vegetation canopy. *Science China Earth Sciences*, 60(3): 463-477 [DOI: 10.1007/s11430-016-5082-6]
- Yan G J, Hu R H, Luo J H, Weiss M, Jiang H L, Mu X H, Xie D H and Zhang W M. 2019. Review of indirect optical measurements of leaf area index: recent advances, challenges, and perspectives. *Agricultural and Forest Meteorology*, 265: 390-411 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2018.11.033]
- Yang X B, Wang C, Pan F F, Nie S, Xi X H and Luo S Z. 2019. 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]
- Yin G F, Cao B, Li J, Fan W L, Zeng Y L, Xu B D and Zhao W. 2020a. Path length correction for improving leaf area index measurements over sloping terrains: a deep analysis through computer simulation. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(7): 4573-4589 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2963366]
- Yin G F, Li A N, Zhao W, Jin H A, Bian J H and Wu S B. 2017. Modeling canopy reflectance over sloping terrain based on path length correction. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(8): 4597-4609 [DOI: 10.1109/tgrs.2017.2694483]
- Yin T G, Qi J B, Cook B D, Morton D C, Wei S S and Gastellu-Etcheberry J P. 2020b. Modeling small-footprint airborne LiDAR-derived estimates of gap probability and leaf area index. *Remote Sensing*, 12(1): 4 [DOI: 10.3390/rs12010004]
- Yu W T, Li J, Liu Q H, Yin G F, Zeng Y L, Lin S R and Zhao J. 2020. A simulation-based analysis of topographic effects on LAI inversion over sloped terrain. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 794-806 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2970999]
- Zan M, Li D Q, Ju W M, Wang X Q and Chen S J. 2013. Measurement and retrieval of leaf area index using remote sensing data in Kanas National Nature Reserve, Xinjiang. *Acta Ecologica Sinica*, 33(15): 4744-4757 (咎梅, 李登秋, 居为民, 王希群, 陈蜀江). 2013. 新疆喀纳斯国家自然保护区植被叶面积指数观测与遥感估算. *生态学报*, 33(15): 4744-4757 [DOI: 10.5846/stxb201205040641]
- Zhang B. 2018. Remotely sensed big data era and intelligent information extraction. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(12): 1861-1871 (张兵). 2018. 遥感大数据时代与智能信息提取. *武汉大学学报(信息科学版)*, 43(12): 1861-1871 [DOI: 10.13203/j.whugis20180172]
- Zhang H K, Roy D P, Yan L, Li Z, Huang H, Vermote E, Skakun S and Roger J C. 2018. Characterization of Sentinel-2A and Landsat-8 top of atmosphere, surface, and nadir BRDF adjusted reflectance and NDVI differences. *Remote Sensing of Environment*, 215: 482-494 [DOI: https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.031]
- Zhang D F, Liu J L, Ni W J, Sun G Q, Zhang Z Y, Liu Q H and Wang Q. 2019. Estimation of forest leaf area index using height and canopy cover information extracted from unmanned aerial vehicle stereo imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(2): 471-481 [DOI: 10.1109/jstars.2019.2891519]
- Zhang X Y, Li J F. 1995. The derivation of a reflectance model for the estimation of leaf area index using perpendicular vegetation index. *Remote Sensing Technology and Application*, 10(3):6 (张晓阳, 李劲峰). 1995. 利用垂直植被指数推算作物叶面积系数的理论模式. *遥感技术与应用*, 10(3): 6 [DOI: CNKI:SUN:YGJS.0.1995-03-002]
- Zhang Y L, Yan G J and Bai Y L. 2015. Sensitivity of topographic correction to the dem spatial scale. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(1): 53-57 [DOI: 10.1109/lgrs.2014.2326000]
- Zhang Z M, He G J, Zhang X M, Long T F, Wang G Z and Wang M M. 2017. A coupled atmospheric and topographic correction algorithm for remotely sensed satellite imagery over mountainous terrain. *GIScience and Remote Sensing*, 55(3): 400-416 [DOI: 10.1080/15481603.2017.1382066]
- Zheng G and Moskal L M. 2009. Retrieving leaf area index (LAI) using remote sensing: theories, methods and sensors. *Sensors (Basel)*, 9(4): 2719-2745 [DOI: 10.3390/s90402719]
- Zhu G L, Liu Y B, Ju W M and Chen J M. 2013. Evaluation of topographic effects on four commonly used vegetation indices. *Journal of Remote Sensing*, 17(1): 210-234 (朱高龙, 柳艺博, 居为民, 陈镜明). 2013. 4种常用植被指数的地形效应评估. *遥感学报*, 17(1): 210-234 [DOI: 10.11834/jrs.20131380]
- Zhu X X, Tuia D, Mou L C, Xia G S, Zhang L P, Xu F and Fraundorfer F. 2017a. Deep learning in remote sensing: a comprehensive review and list of resources. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(4): 8-36 [DOI: 10.1109/MGRS.2017.2762307]
- Zhu X Z. 2014. *A Comparative Study of Three Different Methods for Estimating Forest Leaf Area Index*. Hangzhou: Zhejiang A and F University (朱旭珍). 2014. 三种不同方法估算森林叶面积指数的比较研究. 杭州: 浙江农林大学

Zhu Y H, Liu K, Liu L, Myint S W, Wang S G, Liu H X and He Z. 2017b. Exploring the potential of WorldView-2 red-edge band-based vegetation indices for estimation of mangrove leaf area index with machine learning algorithms. *Remote Sensing*, 9(10): 1060 [DOI: 10.3390/rs9101060]

Zhu Z C, Bi J, Pan Y Z, Ganguly S, Anav A, Xu L, Samanta A, Piao S L, Nemani R R and Myneni R B. 2013. Global data sets of vegetation leaf area index (LAI)3g and fraction of photosynthetically ac-

tive radiation (FPAR)3g derived from global inventory modeling and mapping studies (GIMMS) normalized difference vegetation index (NDVI3g) for the period 1981 to 2011. *Remote Sensing*, 5 (2): 927-948 [DOI: 10.3390/rs5020927]

Zink M, Bachmann M, Brautigam B, Fritz T, Hajnsek I, Moreira A, Wessel B and Krieger G. 2014. TanDEM-X: The New Global DEM Takes Shape. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2: 8-23 [DOI: 10.1109/MGRS.2014.2318895]

Review of forest Leaf Area Index retrieval over rugged terrain based on remotely sensed data

HE Min^{1,2}, WEN Jianguang^{1,2}, YOU Dongqing¹, TANG Yong¹, WU Shengbiao^{1,2}, HAO Dalei^{1,2}, LIN Xingwen³, GONG Zhangrong⁴

1. State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;
2. College of Resources and Environment, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
3. College of Geography and Environmental Sciences, Zhejiang Normal University, Jinhua 430074, China;
4. School of Optical and Electronic Information, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 321004, China

Abstract: Leaf Area Index (LAI), an essential climate variable that characterizes vegetation canopy structure, is essential in ecological and hydrological processes. Global scale LAI remote sensing products had been generated and widely used in the research of ecological environment. Most existing LAI retrieval algorithms assume that the land surface is flat and homogeneous, thereby demonstrating good performance in a homogeneous land surface. However, many studies have demonstrated that neglecting the influence of topography may cause large biases and uncertainties of the estimated LAI in a mountain area. A rugged terrain can not only distort radiation in different slopes and aspects but also cause shadows due to neighboring topographic effects. Forest occupies a large proportion of the land surface and has the most complex structure over rugged terrain, attracting greater attention to estimate accurate LAI due to its great contributions to the ecological environment. In this work, we systematically summarized the LAI retrieval algorithms and global remote sensing products and investigated the major challenges when applying those algorithms to LAI inversion over rugged terrain. Thereafter, we reviewed the main LAI retrieval methods, including topographic correction methods and the mountain radiative transfer models. Finally, the topographic and scale effects of the field in situ LAI data over a rugged terrain were discussed. The comprehensive summary and prospects show that great advances in remote sensing observations, radiation transfer modeling, machine learning techniques, etc. provide a promising way toward accurate LAI estimations and reliable validation over a rugged terrain.

Key words: Leaf Area Index, topography, remote sensing, retrieval, statistical model, canopy reflectance model, validation

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41830648, 41671363)