

微波植被光学厚度(VOD)研究综述： 方法、产品、验证与应用

李小军¹, 樊磊^{2,3}, 王梦佳⁴, 刘向茁⁵, 肖尧², 崔天翔⁶,
Frédéric Frappart⁵, Jean-Pierre Wigneron⁵

1. 西南交通大学 地球科学与工程学院, 成都 611756;

2. 西南大学 地理科学学院 重庆金佛山喀斯特生态系统国家野外科学观测研究站, 重庆 400715;

3. 西南大学 宜宾研究院, 宜宾 644000;

4. 郑州大学 地球科学与技术学院, 郑州 450001;

5. 法国国家农业食品与环境研究院(INRAE), 波尔多 33140;

6. 南京林业大学 南方现代林业协同创新中心, 南京 210037

摘要: 微波植被光学厚度 VOD (Vegetation Optical Depth) 能够定量表征地上植被总含水量。凭借微波较强的穿透能力和全天候观测特性, VOD 相比光学植被指数具有不易饱和且受云雨干扰小等优势, 是连接植被水分、结构与碳循环的重要遥感参数。本文在梳理微波辐射传输理论和散射机制的基础上, 综述了典型主动、被动传感器 VOD 的反演框架及主要产品特征, 并总结了 VOD 产品验证与评估的方法体系; 进一步从模型病态反演、参数定标和数据输入等方面概括了当前 VOD 产品的主要不确定来源, 归纳了 VOD 在植被水分监测、物候识别、地上碳储量估算及陆面模型约束中的应用与优势。在此基础上, 围绕上述反演方法 (产品研制)、产品验证评估和应用拓展 3 个方面, 讨论了现阶段存在的主要问题, 并对各部分内容未来的发展方向进行了展望。

关键词: 被动微波遥感, 主动微波遥感, 植被光学厚度, 植被含水量, 植被物候应用, 森林碳汇监测

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 李小军, 樊磊, 王梦佳, 刘向茁, 肖尧, 崔天翔, Frédéric Frappart, Jean-Pierre Wigneron. 2026. 微波植被光学厚度 (VOD) 研究综述: 方法、产品、验证与应用. 遥感学报, 30(7): 1928–1956

Li X J, Fan L, Wang M J, Liu X Z, Xiao Y, Cui T X, FRAPPART Frédéric and WIGNERON Jean-Pierre. 2026. An overview of global microwave Vegetation Optical Depth (VOD): Methods, products, validation, and applications. National Remote Sensing Bulletin, 30(7): 1928–1956 [DOI: 10.11834/jrs.20265526]

1 引言

植被光学厚度 VOD (Vegetation Optical Depth) 是基于微波辐射传输理论构建的关键地表参数, 用于量化植被层对微波信号的衰减强度 (Mo 等, 1982; Jackson, 1993)。作为一个无量纲指标, VOD 不仅能够表征植被体内的总含水量, 还对植物生物量等生态状态具有良好响应, 已在干旱监测、森林火灾预警、碳储量评估等研究中得到了广泛应用 (Jackson 等, 2010; Liu 等, 2015;

Frappart 等, 2020)。此外, VOD 对提升微波地表土壤水分反演精度具有重要意义, 在全球水文过程和陆气相互作用研究中发挥关键作用 (Wigneron 等, 2017)。微波遥感具备全天候观测和较强穿透能力等特性, 使其反演的 VOD 相比传统光学植被指数 [如归一化植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) 受云雨干扰较小, 且在高植被覆盖区域更不易饱和, 能够反映枝干等深层植被组分信息。微波穿透能力一般随波长增加而增强, 表现为 L 波段优于 C 波段, C 波段优于

收稿日期: 2025-12-17; 预印本: 2026-05-18

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 42322103, 42501480, 42301401); 重庆市自然科学基金 (编号: CSTB2024NSCQ-JQX0010); 四川省科技计划 (编号: 2026YFHZ0027)

第一作者简介: 李小军, 研究方向为微波遥感地表土壤水与植被光学厚度反演及应用。E-mail: xiaojun.li@swjtu.edu.cn

通信作者简介: 樊磊, 研究方向为植被光学厚度微波遥感反演及应用。E-mail: leifan33@swu.edu.cn

X波段 (Li 等, 2021)。因此, 多波段 VOD 可用于表征植被不同组成层的动态特征, 其高精度反演亦已成为提升微波遥感植被监测能力的关键路径之一。

自 1978 年首颗公开可用的微波遥感卫星发射以来, L、C、X、Ku 等多频段的主动、被动卫星观测不断发展, 并相继产生了多种单一卫星 VOD 产品。代表性卫星包括先进微波扫描辐射计—地球观测系统 AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth observing system) (Njoku 等, 2003)、高级微波扫描辐射计 2 号 AMSR2 (Advanced Microwave Scanning Radiometer 2) (Du 等, 2017; Wang 等, 2021a)、土壤湿度与海洋盐度卫星 SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity) (Kerr 等, 2012; Wigneron 等, 2021)、土壤水分主动被动卫星 SMAP (Soil Moisture Active Passive) (Chaubell 等, 2020; Li 等, 2022a)、高级散射计 ASCAT (advanced scatterometer) (Vreugdenhil 等, 2016; Liu 等, 2021b) 和哨兵 1 号 (Sentinel-1) (El Hajj 等, 2019; Lu 等, 2025)。随着多源观测与数据融合技术的成熟, VOD 产品逐渐从依赖单一卫星发展为多卫星联合反演, 有效提升了时空连续性与全球适用性。例如, Liu 等 (2011) 首次融合特殊传感器微波成像仪 SSM/I (Special Sensor Microwave/Image)、热带降雨测量任务微波成像仪 TMI (TRMM Microwave Imager) 与 AMSR-E 观测, 构建了全球首个长时间序列但不区分频率的 VOD 产品; 在此基础上, Moesinger 等 (2020) 引入更多卫星数据并显式区分频率, 形成了覆盖 X、C 和 Ku 波段且时间跨度超过 20 年的多频段 VOD 产品。与此同时, Du 等 (2017)、Wang 等 (2021b) 与 Hu 等 (2023) 也分别采用不同反演与融合策略改进了 AMSR-E/2 系列 VOD 产品的精度与一致性。此外, Li 等 (2022b) 基于累积分布函数匹配方法融合 L 波段 SMOS 与 SMAP 的原始观测, 首次实现了在轨低频 VOD 的全球一体化反演。近年来, 随着深度学习等人工智能 AI (Artificial Intelligence) 方法的发展, 基于多源遥感数据驱动的 AI VOD 产品也逐渐兴起 (Skulovich 等, 2024; Hu 等, 2025)。

尽管主动、被动微波产品的研制有效促进了 VOD 反演理论的发展, 并提升了其在全球植被动态监测中的应用能力, 但不同类型产品在反演精度、时空分辨率与应用适用性方面仍存在固有限

制。例如, 被动微波 VOD 虽具备覆盖广、长序列和多样频率选择等优势, 但其空间分辨率较低; 主动微波虽具备更高分辨率, 但反演难度大, 区域覆盖与精度仍有较大提升空间。此外, VOD 本质上叠加了高频 (日尺度) 植被体积含水量信号与低频 (月、年尺度) 地上生物量信号, 其应用效果高度依赖于研究关注的时间尺度 (Konings 等, 2021)。然而, 目前针对 VOD 的反演方法、验证体系与应用模式的系统性总结仍然相对欠缺。有鉴于此, 本文系统综述了主动、被动微波 VOD 反演理论与方法及 VOD 产品的不确定性来源及应用进展, 总结了国内外研究成果, 并就相关问题提出评述与展望。

2 植被光学厚度的微波反演方法

2.1 微波反演 VOD 的基本原理

2.1.1 主动微波

主动微波卫星观测到的后向散射 (图 1 (a)) 包括了经植被双程衰减的地表散射、植被冠层直接后向散射、植被—地表及地表—植被相互作用散射, 以及更高阶的多次散射分量等 (陈书林 等, 2012), 其中, 经植被衰减的地表散射由 VOD 决定。基于此, 将土壤散射模型和植被散射模型相结合, 建立后向散射系数与 VOD 及土壤水分的函数关系, 并分离植被与土壤散射贡献, 即可实现 VOD 反演。在植被散射建模中, 水云模型 WCM (Water Cloud Model) 因形式简洁且参数需求少, 已成为当前 VOD 反演中应用最广泛的模型 (Attema 和 Ulaby, 1978)。WCM 将雷达接收到的来自植被—土壤复合地表的总后向散射系数 ($\sigma_{\text{obs}}^{\circ}$) 信号表征为

$$\sigma_{\text{obs}}^{\circ} = \sigma_{\text{vege}}^{\circ} + \gamma^2 \cdot \sigma_{\text{soil}}^{\circ} + \sigma_{\text{vege} + \text{soil}}^{\circ} \quad (1)$$

$$\sigma_{\text{vege}}^{\circ} = AV_1 \cos \theta (1 - \gamma^2) \quad (2)$$

$$\gamma^2 = \exp \left[-\frac{2\text{VOD}}{\cos \theta} \right] \quad (3)$$

式中, $\sigma_{\text{vege}}^{\circ}$ 、 $\sigma_{\text{soil}}^{\circ}$ 、 $\sigma_{\text{vege} + \text{soil}}^{\circ}$ 分别为植被层、土壤层以及二者相互作用的后向散射系数, γ^2 为植被层的双向衰减因子 (透过率), θ 为后向散射系数的入射角, A 为全覆盖植被冠层后向散射系数, V_1 为无量纲指数, 通常设为 1。 $\sigma_{\text{soil}}^{\circ}$ 的参数化方法相对多样, 主要包括经验模型、半经验模型和理论物理模型。其中, 经验模型以 Ulaby 等 (1978) 提出的早期公式为代表; 半经验模型则包括 Oh 模型

(Oh等, 1992)和Dubois模型(Dubois等, 1995); 理论物理模型中最具代表性的是积分方程模型 IEM (Integral Equation Model) (Fung等, 1992) 及其改进高级积分方程模型 AIEM (Advanced IEM) (Chen等, 2003)。为了反演 VOD, 需要校准上述

方程中的 A 以及计算 $\sigma_{\text{soil}}^{\circ}$ 时涉及的土壤相关未知量。目前, A 的校准方法较为统一, 而土壤参数因所采用模型的不同, 其待定参数存在差异。较具代表性的方法可参见 Liu 等 (2023) 和 Lu 等 (2025) 的研究。

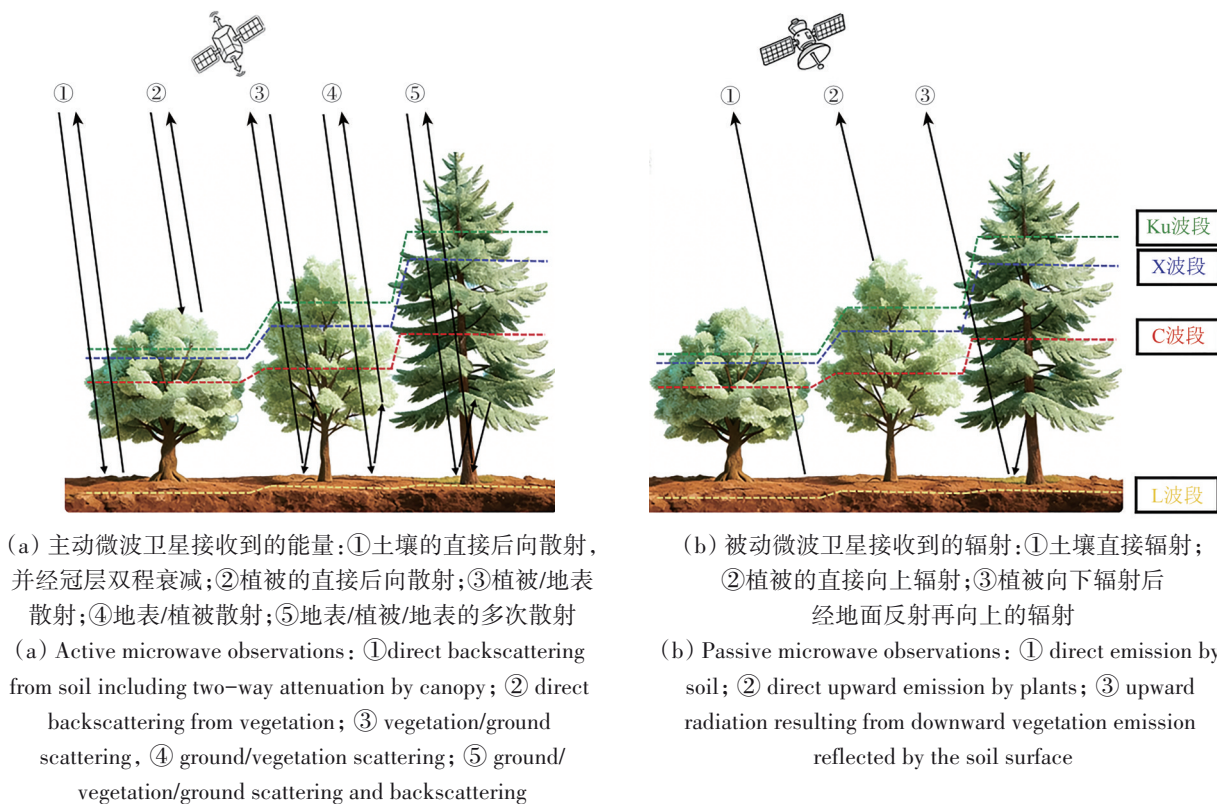


图1 主动、被动微波辐射传输模型示意图

Fig.1 Schematic diagram of passive and active microwave radiative transfer models

2.1.2 被动微波

被动微波卫星主要接收来自地球表面发射的微波信号, 称为亮度温度 (以下简称: 亮温)。被动微波 VOD 反演算法主要以 τ - ω 辐射传输方程为前向模型 (图 1 (b))。植被覆盖像元的信号 (亮温值) 可以分解成 3 个部分 (Mo 等, 1982): (1) 土壤直接辐射, 经过上层植被衰减后的微波信号; (2) 植被冠层直接向上辐射的微波信号; (3) 植被冠层向下辐射, 经过地面反射后, 再次经过植被层衰减后的微波信号。

τ - ω 辐射传输模型公式为

$$TB_p = (1 - r_{CP})\gamma_p T_G + (1 - \omega)(1 - \gamma_p)T_C + (1 - \omega)(1 - \gamma_p)r_{CP}\gamma_p T_C \quad (4)$$

$$\gamma_p = \exp\left(\frac{-\tau}{\cos\theta}\right) \quad (5)$$

式中, P 表示极化方式 (水平 H 或垂直 V), θ 表示传感器入射角, T_G 和 T_C 分别表示土壤和植被的有效温度, ω 表示植被有效散射反照率; r_{CP} 表示 P 极化下的土壤反射率, 与土壤水分、土壤纹理、土壤粗糙度 (H_R) 和入射角有关 (Choudhury 等, 1979; Schmugge 和 Choudhury, 1981), γ_p 表示植被冠层对微波信号的透过率, 主要由 τ (与 VOD 含义等同, 通常用于辐射传输方程表达) 和入射角度决定。被动微波 VOD 反演算法的多样性主要源于前向模型对植被、土壤参数及温度等变量的不同处理方式, 2.3.1 节中将列举部分典型算法予以说明。需要指出的是, 除前向模型差异外, 不同算法反演过程中所采用的代价函数与约束策略也不尽相同, 具体可参见 Gao 等 (2021) 和 Feldman 等 (2018a) 的研究。

2.2 当前主要 VOD 产品

目前国际上主流 VOD 产品可按反演方法大致分为 3 类（表 1）：第 1 类基于被动微波亮温（单位：K）并结合 τ - ω 辐射传输模型反演获取（第 1—11 套产品）；第 2 类利用被动微波亮温结合深度学习算法构建（第 12 套产品）；第 3 类采用主动微波后向散射系数（单位：dB）并结合 WCM 生成（第 13—14 套产品）。从频率分布来看，现有 VOD 产

品主要覆盖 L 波段（1.4 GHz）、C 波段（6.9 GHz、7.3 GHz）、X 波段（10.7 GHz）和 Ku 波段（18.7 GHz）4 个频段，其中 L 波段通常归类为低频，其时间序列自 2010 年起持续至今，而 C、X 和 Ku 波段则属于高频范畴，时间序列可追溯至 1987 年。在空间分辨率方面，除 SMAP 增强型产品的格网分辨率可达 9 km 外，其余产品多在 25 km 以上。各套产品的传感器、频率范围、时间跨度及空间分辨率等关键技术参数详见表 1。

表 1 当前主要主被动 VOD 产品
Table 1 Overview of the current major active and passive VOD products

序号	产品名称	传感器	频率/GHz	空间/ 时间分辨率	时间跨度	算法/ 模型	参考文献	数据生产单位和下载链接
1	SMOS-IC (soil moisture and ocean salinity, INRAE-CESBIO)	SMOS	1.4	25 km/每日	2010 年至今	SMOS IC V2	Wigneron 等(2021)	法国国家农业食品与环境研究院 (INRAE) https://ib.remote-sensing.inrae.fr/
2	SMAP-IB (soil moisture active passive, INRAE-BORDEAUX)	SMAP	1.4	9 km、 36 km/ 每日	2015 年至今	SMAP-IB	Li 等 (2022a); Xiao 等 (2024)	法国国家农业食品与环境研究院 (INRAE) https://ib.remote-sensing.inrae.fr/
3	SMOS L2 (soil moisture and ocean salinity, Level 2)	SMOS	1.4	25 km/每日	2010 年至今	L-MEB	Kerr 等 (2012)	SMOS 官方产品 https://smos-diss.eo.esa.int/oads/access/
4	SMOS L3 (soil moisture and ocean salinity, Level 3)	SMOS	1.4	25 km/每日	2010 年至今	L-MEB	Al Bitar 等 (2017)	SMOS 官方产品 https://www.catds.fr/Products/Products-access
5	MT-DCA (multi-temporal dual channel algorithm)	SMAP	1.4	9 km、 36 km/ 每日	2015 年至今	MT-DCA	Konings 等 (2017)	斯坦福大学 (Stanford University) http://aFeldman.mit.edu/mt-dca-data
6	LPDR (land parameter data record)	AMSR-E AMSR2	10.7	25 km/每日	2002 年至今	LPDR V2	Du 等 (2017)	蒙大拿大学 (University of Montana) https://inside.org/
7	LPRM (land parameter retrieval model)	TMI	10.7	25 km/每日	1997 年— 2015 年	LPRM V5	Owe 等 (2008)	阿姆斯特丹自由大学 (Vrije Universiteit Amsterdam) https://disc.gsfc.nasa.gov/
		WindSat	6.9、10.7		2003 年— 2012 年			
		AMSR-E	6.9、10.7		2002 年— 2011 年			
		AMSR2	6.9、7.3、10.7		2012 年至今			
8	VODCA V1 (vegetation optical depth climate archive, version 1)	AMSR-E AMSR2 WindSat	6.9	0.25°/每日	2002 年— 2018 年	LPRM V6	Moesinger 等 (2020)	欧洲航天局气候变化中心 (Climate Change Initiative of the European Space Agency) https://zenodo.org/record/2575599#.X70pSWj0mbi
		AMSR-E AMSR2 WindSat TMI	10.7		1997 年— 2018 年			
		AMSR-E AMSR2 WindSat TMI SSM	18.7		1978 年— 2017 年			

续表								
序号	产品名称	传感器	频率/GHz	空间/ 时间分辨率	时间跨度	算法/ 模型	参考文献	数据生产单位和下载链接
9	VODCA V2 (vegetation optical depth climate archive, version 2)	AMSR-E AMSR2 WindSat TMI SSM	6.9、10.7、 18.7合并为 CXKu波段	0.25°/每日	1987年— 2021年	LPRM V6	Zotta等 (2024)	欧洲航天局气候变化中心 (Climate Change Initiative of the European Space Agency) https://researchdata.tuwien.at/ records/t74ty-tcx62
		SMOSSMAP	1.4	0.25°/10 d	2010年— 2021年			
10	AMSR-E/2-IB (advanced microwave scanning radiometer for EOS/ 2, INRAE BORDEAUX)	AMSR-E AMSR2	6.9、10.7	0.25°/每日	2002年至今	X-MEB	Wang等 (2021a); Wang等 (2024)	法国国家农业食品与环境研究院 (INRAE) https://ib.remote-sensing.inrae.fr/ ; https://zenodo.org/records/ 17359730
11	MCCA (multi-channel collaborative algorithm)	SMAP	1.4	9 km、 36 km/ 每日	2015年至今	MCCA	Peng等 (2024)	中国科学院 https://data.tpdc.ac.cn/en/data/ 591bb9c8-ed6f-4e86-8372- de1c39ba0283/
		AMSR-E AMSR2	6.9、 10.7、 18.7	0.25°/每日	2002年至今	MCCA	Hu等 (2023)	中国科学院 https://doi.org/10.11888/Terre. tpdc.272907
12	GLAB-VOD(global l-band equivalent AI-based VOD)	SMAP SMOS AMSR2 AMSR-E	1.4	25 km/18 d	2002年— 2020年	Neural Network	Skulovich 等(2024)	哥伦比亚大学 (Columbia University) https://zenodo.org/records/ 10306095
13	ASCAT TUV (advanced scatterometer, Vienna University of Technology)	ASCAT	5.25	25 km/每日	2006年至今	WCM	Vreugdenhil 等(2016)	维也纳工业大学 (Vienna University of Technology)
14	ASCAT-IB (advanced scatterometer, INRAE- BORDEAUX)	ASCAT	5.25	25 km/ 每日	2006年至今	WCM	Liu等 (2021b); Liu等 (2023)	法国国家农业食品与环境研究院 (INRAE) https://ib.remote-sensing.inrae.fr/

注: IB为法国国家农业食品与环境研究院INRAE(France’s National Research Institute for Agriculture, Food and Environment) BORDEAUX的缩写;CESBIO(Center for the Study of the Biosphere from Space)为法国生物圈空间研究中心。

2.3 未来展望

2.3.1 算法改进

目前, AMSR-E、AMSR2、SMOS与SMAP等多颗被动微波卫星任务的VOD产品普遍建立在类似的反演框架之上(Li等, 2021)。然而, 现有反演算法仍受到正向模型结构假设、参数化方案及辅助数据质量等多重因素的限制, 导致系统性偏差的产生(Frappart等, 2020; Li等, 2021)。因此, 改进正向模型的物理表达与参数化策略, 是提升不同卫星任务VOD反演一致性与精度的关键

途径。表2汇总了典型被动微波VOD反演算法中植被、土壤及关键辐射传输变量的主要参数化方案。一个主要问题是, 即使采用相同的观测输入, 不同反演算法所得到的结果往往存在显著差异(Wigneron等, 2017; Gao等, 2021)。这些差异既源于算法结构本身的不同, 也与辅助数据的独立性与精度密切相关。当前主流VOD反演依赖于零阶 τ - ω 模型(Mo等, 1982), 该模型忽略了植被内部多次散射及植被与土壤间的多次散射和反射过程, 因而难以准确描述浓密植被内部的体散射效应(Kurum等, 2011; Feldman等, 2018a)。

表 2 典型被动微波 VOD 反演算法中植被、土壤及关键辐射传输变量的主要参数化方案

Table 2 Major parameterization schemes for vegetation, soil, and key radiative transfer variables in representative passive microwave VOD retrieval algorithms

参数	VOD 产品				
	SMOS-IC	SMAP SCA-V (H)	SMAP DCA	SMAP MT-DCA	MCCA
输入数据	多角度、多极化 SMOS L3 的 TB	SMAP V 极化 (H 极化)、40° 观测角度的 TB	SMAP 双极化、固定入射角 40° 的 TB	SMAP 双极化、固定入射角 40° 的 TB	SMAP 双极化、固定入射角 40° 的 TB
	AMS2 双极化、多种频率的 TB	AMS2 双极化、多种频率的 TB	AMS2 双极化、多种频率的 TB	AMS2 双极化、多种频率的 TB	AMS2 双极化、多种频率的 TB
土壤粗糙度模型	H-Q-N 模型; H_R 来源于 Parrens 等(2016); 低矮植被 $N_{RP} = -1 (P=H, V)$; 森林 $N_{RV} = -1, N_{RH} = 1; Q_R = 0$	H-Q-N 模型; $H_R = f(IGBP)$; $N_{RP} = -1; Q_R = 0$	H-Q-N 模型; (此时 VOD 由 MODIS NDVI VWC 表示); $Q_R = 0.01771 H_R$; $N_{RP} = 2 (P=H, V)$	H-Q-N 模型; H_R 从粗尺度斜度 (Rou) 中获取	H-Q-N 模型; H_R 从粗尺度斜度 (Rou) 中获取
土壤有效温度	$T_C = f(T_{soil_surface}, T_{soil_depth})$, 其中 $T_{soil_surface}$ 和 T_{soil_depth} 来自 ECMWF	$T_C = f(T_{soil_surface}, T_{soil_depth})$, 其中 $T_{soil_surface}$ 和 T_{soil_depth} 来自 GEOS-5	$T_C = f(T_{soil_surface}, T_{soil_depth})$, 其中 $T_{soil_surface}$ 和 T_{soil_depth} 来自 GEOS-5	$T_C = f(T_{soil_surface}, T_{soil_depth})$, 其中 $T_{soil_surface}$ 和 T_{soil_depth} 来自 GEOS-5	$T_C = f(T_{soil_surface}, T_{soil_depth})$, 其中 $T_{soil_surface}$ 和 T_{soil_depth} 来自 GEOS-5
植被有效温度	T_C 为 ECMWF 模拟的地表温度	$T_C = T_C$	$T_C = T_C$	$T_C = T_C$	$T_C = T_C$
植被模型	τ - ω 模型; τ 与 SM 同时反演	τ - ω 模型; 其中 $\tau = b \cdot VWC, b = f(IGBP)$, VWC 从 MODIS NDVI 反演获得	τ - ω 模型; τ 与 SM 同时反演	τ - ω 模型; τ 与 SM 同时反演	τ - ω 模型; τ 与 SM 同时反演
有效散射反照率 (ω)	$\omega = f(IGBP)$	$\omega = f(IGBP)$	$\omega = f(IGBP)$	基于信息论校准的 全球 ω	$\omega_{10.7\text{ GHz}} = 0.06; \omega_{7.3\text{ GHz}} = 0.05$; $\omega_{6.9\text{ GHz}} = 0.05$
介电混合模型	Mironov 等 (2004) 模型	Mironov 等 (2004) 模型	Mironov 等 (2004) 模型	Mironov 等 (2009) 模型	Wang 和 Schmugge (1980) 模型

注: TB 为亮度; SM (soil moisture) 为土壤水分; LST (land surface temperature) 为地表热红外温度; τ 与 VOD 等价, 前者为辐射传输方程中的常用表示方式; $\omega = f(IGBP)$ 表示 ω 值根据国际地圈-生物圈计划 IG-BP (International Geosphere-Biosphere Programme) 地物类型预设; H_R 为粗糙度参数; Q_R 为极化混合系数; N_{RP} 为考虑极化相关的粗糙度参数; T_C 为有效土壤温度; $T_{soil_surface}$ 为表层土壤温度; T_{soil_depth} 为深层土壤温度; GEOS-5 为高分辨率全球气候模型; ECMWF (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) 为欧洲中期天气预报中心; T_C 为植被冠层温度; VWC 为植被含水量。

为改善 τ - ω 模型对植被散射表征的不足,研究者提出了多种增强策略,其中代表性做法是引入有效散射反照率(ω)替代单次散射反照率,并将多次散射的综合效应隐式纳入其中(Kurum, 2013; Wigneron 等, 2017)。例如, Kurum (2013) 基于物理模型研究了多次散射对辐射特性的影响,给出了零阶模型中 ω 的理论表达。在实际反演中, ω 通常根据地表覆盖类型设定默认值(赵天杰, 2018)。例如, SMOS L2/L3 将森林和低矮植被的 ω 分别取 0.06—0.08 与 0 (Kerr 等, 2012); SMOS-IC 则依据国际地圈—生物圈计划 IGBP (International Geosphere-Biosphere Programme) 分类将森林 ω 设为 0.06, 其他类型取 0.06—0.12 (Fernandez-Moran 等, 2017a, b)。SMAP L2/L3 也采用类似的 IGBP 设定策略,但具体取值有所差异(Chaubell 等, 2020)。此外, Konings 等 (2017) 利用 SMAP 数据反演了全球逐像元 ω , 结果表明, 即使同一植被类型内, ω 也存在显著的空间差异。近年研究进一步指出 ω 还具有季节性动态变化特征(Baur 等, 2021; Konkathi 和 Karthikeyan, 2025; Liu 等, 2025)。 ω 设定的显著差异性反映了现有参数化方案对多次散射过程的刻画仍不充分, 构建统一且物理一致的参数化方法仍具有广阔空间。

另一类改进思路是采用可显式表征植被-土壤多次散射的高阶辐射传输模型, 以替代传统零阶 τ - ω 模型(Wigneron 等, 2017)。相较零阶模型, 高阶模型物理机制更完善, 但参数更多, 对输入和先验约束也更敏感, 从而显著增加了模型应用与推广的复杂性。例如, Kurum 等 (2011) 提出的一阶辐射传输模型虽增强了对植被内部体散射的刻画, 但受限于参数多且部分难以准确估计, 仍主要停留在理论层面。Schwank 等 (2018) 将原用于积雪模拟的一阶 Two-Stream 模型用于站点尺度 VOD 和土壤水分反演, 发现其 VOD 较 τ - ω 模型系统偏低。Li 等 (2020) 进一步将简化 Two-Stream 模型嵌入 SMOS-IC, 在全球尺度比较了两类模型的反演结果, 发现二者在幅度和季节变化上均存在显著差异, 并认为 Two-Stream 模型反演的 VOD 更有效。此外, Konkathi 和 Karthikeyan (2022) 基于方差分析比较了 SMAP 反演中多类辐射传输模型的不确定性, 结果表明高阶模型可降低 VOD 和土壤水分的反演误差, 但相关分析仍限于站点尺度。总体而言, 高阶辐射传输模型有助于提升 VOD 反

演的物理一致性, 但受参数估计复杂和先验信息依赖强等限制, 目前仍难以在全球尺度推广应用。相关模型的发展、参数约束与多源观测联合验证仍需进一步研究。

除单一频率条件下正向模型及关键变量参数化仍有待改进外, 跨频率 VOD 产品间的一致性问题同样值得关注。理论上, 随微波频率降低, 植被消光效应增强, 高频波段 VOD 应大于低频波段(Moesinger 等, 2020)。然而, Li 等 (2021) 对 L、C、X 波段 9 种 VOD 产品的评估发现, 即便同一算法在不同频率下的结果也常不符合这一理论关系。造成这一现象的主要原因在于关键辐射传输参数(如 ω 和土壤粗糙度 H_r)缺乏一致的频率依赖描述。例如, Baur 等 (2019) 基于 AMSR2 和 SMAP 反演了 X、C、L 波段的 VOD 和 ω , 发现 ω 随频率降低而增大, 或在 C 波段达到最大值; 而 LPRM V5 算法中 ω 设定却随频率降低而减小(表 2)。此外, H_r 的频率变化规律亦尚不明确; 需要指出的是, 本文中 H_r 指的是 τ - ω 模型中的地表有效粗糙度参数, 并非严格意义上的几何粗糙度。已有研究表明, H_r 设定会显著影响 VOD、土壤水分甚至 ω 的反演(Fernandez-Moran 等, 2017a, 2017b; Karthikeyan 等, 2019)。例如, Fernandez-Moran 等 (2015) 和 Parrens 等 (2016) 指出, τ - ω 模型中粗糙度项与植被衰减项的强耦合使 H_r 的微小变化更易体现在 VOD 反演结果中。上述研究结论的差异表明, ω 与 H_r 的频率响应机制尚不清晰, 仍需构建统一的物理约束框架并建立可量化的参数化关系。此外, 水体校正方式及土壤温度等辅助数据的选用也会加剧 VOD 产品间的差异(Frappart 等, 2020; Xiao 等, 2024)。综合来看, 现有被动微波 VOD 反演在辐射传输模型、频率相关参数获取以及辅助数据选择方面仍有较大的改进空间(Wigneron 等, 2017; Li 等, 2021)。

相较于被动微波 VOD 算法已逐步形成标准化产品, 主动微波公开发布的产品相对较少(表 1), 现有工作仍多聚焦于反演方法探索。例如, El Hajj 等 (2019) 假设 VOD 在 18 d 内不变且 5 km 范围内土壤后向散射特性一致, 基于 WCM 和 Sentinel-1 数据反演了西班牙加泰罗尼亚西部约 50 km×50 km 区域 10 m 分辨率 VOD; Zhou 等 (2022) 将 ASCAT IB 算法应用于 Sentinel-1 数据, 并结合 ERA5-Land 土壤湿度, 在黑河流域草地反演了 1 km 分辨率

VOD。然而,上述研究均假设5—9 km尺度内土壤散射特性一致,未考虑地表异质性影响,这在一定程度上增加了VOD反演的不确定性。为缓解模型土壤水分作为输入带来的误差,Lu等(2025)引入国际土壤水分网络 ISMN (International Soil Moisture Network) 实测土壤水分,结合 Sentinel-1、WCM 和 Dubois 模型,在站点尺度实现了 VOD 反演;Zhu 等(2025)采用变化检测方法,先利用 Sentinel-1 反演广西壮族自治区 10 m 土壤水分,再将其引入 ASCAT IB 算法,完成了相同分辨率 VOD 反演。尽管上述研究在高空间分辨率 VOD 反演方面取得了一定进展,但多数仍限于站点尺度、单一植被类型或小范围实验区,面向大范围的高分辨率主动微波 VOD 反演与产品化仍有待进一步深入研究。

2.3.2 改善时间覆盖和空间分辨率

在时间覆盖方面,近 10 年来面向长序列 VOD 产品构建的研究不断涌现(Liu 等, 2011; Liu 等, 2015; Du 等, 2017; Moesinger 等, 2020)。Liu 等(2011)以 AMSR-E C 波段为参考,通过累积分布函数 CDF (Cumulative Distribution Function) 匹配统一 SSM/I、TMI 等多源观测,基于 LPRM 算法构建了 1987 年—2008 年的首套全球长序列 VOD 产品,但该数据集为多频率微波观测融合结果,并未按观测频率分别提供独立 VOD 产品。随后, Du 等(2017)利用 FY-3B 与 AMSR-E/2 重叠观测将 AMSR2 亮温校准至 AMSR-E 通道,并结合 LPDR V2 获得 2002 年—2019 年 X 波段 VOD 产品。此后, Wang 等(2021a)、Hu 等(2023)和 Chen 等(2025)分别发展了 X/C-MEB (X/C-band Microwave Emission of the Biosphere) 和 MCCA 反演算法,进一步提升了 AMSR-E/2 系列 VOD 产品的精度和一致性。在多星融合方面, Moesinger 等(2020)借鉴 Liu 等(2011)的策略,并结合欧洲航天局气候变化中心土壤水分长序列产品的生产经验,利用 CDF 匹配融合 AMSR2、WindSat、AMSR-E、TMI 和 SSM/I,形成了覆盖 C、X 和 Ku 波段的长序列 VODCA 产品。相比高频波段, L 波段穿透能力更强,对植被冠层整体水分和木质生物量信息更敏感,因此其时间序列的延展尤为关键。现有 SMOS L2/L3 和 SMOS-IC 虽自 2010 年起能持续提供 L 波段 VOD,但 SMOS 在轨时间已远超设计寿命(Wigneron 等,

2021)。为防止 L 波段观测中断, Li 等(2022b)利用 SMOS 与 SMAP 重叠观测并利用 CDF 匹配,构建了首套两星融合的全球 L 波段 VOD 产品。在此基础上, Skulovich 等(2024)以该产品为训练目标,通过迁移学习在 AMSR 系列观测上重建了 2002 年—2020 年的“等效 L 波段” VOD 产品。近期,覆盖 2010 年—2021 年 L 波段 VOD 的第二版 VODCA 产品亦已发布(Zotta 等, 2024)。值得注意的是,目前长期 VOD 产品仍主要来自被动微波观测,而主动微波任务(如 ASCAT)尚未建立跨任务一致化的长期 VOD 序列,跨频率主动微波 VOD 数据更是明显缺乏。

在空间分辨率方面,近些年提升 VOD 分辨率的研究也逐渐兴起(Chan 等, 2018; Gao 等, 2020; Gevaert 等, 2016)。自 SMAP 雷达运行 11 周停止工作后, SMAP 团队一直致力于寻求新方法以获取或者补偿这种高空间分辨率观测。其中一种方法是引入其他卫星的高空间分辨率雷达观测,如引入 Sentinel-1 C 波段观测。其原理是利用 Sentinel-1 雷达观测对 SMAP 亮温进行降尺度,但该方法通常假设植被和土壤粗糙度在时空上不变,因此目前主要用于获取高分辨率土壤水分,尚难直接用于高分辨率 VOD 反演。另一类方法是直接增强辐射计亮温的空间分辨率,如采用 BG (Backus-Gilbert) 插值将 SMAP 36 km 亮温空间分辨率提升至 9 km,并形成对应的 VOD 和土壤水分产品,但该技术尚未在 SMOS 等任务上系统应用。除雷达补偿与亮温插值外,近年来也出现了从反演角度改善 VOD 分辨率的方法。例如, Gao 等(2020)提出的组合约束多通道算法,利用多时相亮温、气候统计先验与索伯列夫(Sobolev)范数正则化,可在 SMAP 数据上同步反演 1—5 km 分辨率的 VOD 与土壤水分。针对其他传感器, Gevaert 等(2016)采用 pan-sharpening 方法将 LPRM VOD 的空间分辨率由 25 km 提升至 10 km。除此之外,通过构建辅助变量与 VOD 之间的统计或物理关系实施降尺度亦是潜在途径(Li 等, 2017)。例如, Singh 等(2023)基于统计模型利用雷达植被指数实现了 SMAP VOD 的降尺度,但其主要目的是为了改进 SMAP 高分辨率土壤水分反演。随后, Zhong 等(2024)评估了多种雷达和光学指数对 X/C/L 波段 VOD 的降尺度能力;王薪宇等(2025)则构建了 NDVI 与 Ku 波段 VOD 的统计关系,并将

VOD空间分辨率由0.25°细化至1 km。然而,目前尚无全球尺度高分辨率降尺度VOD产品被公开发布。

总的来说,与基于可见光—近红外传感器获得的表征植被绿度的植被指数相比,微波获取的VOD受云和大气水汽影响较小,具备全天时观测能力和较高的全球重访频率(2—3 d)。然而,从时间维度看,现有微波VOD产品的有效时间覆盖整体仍偏短,能够提供数10年以上连续时序的产品仍较为稀缺,特别是缺乏多频率主动卫星长时序VOD产品;从空间维度看,大多数产品的空间分辨率仍处于数10 km量级,难以满足精细尺度植被动态监测研究的需求(Frappart等, 2020)。与此同时,目前也缺乏可同时兼顾长时间覆盖(>10年)和高空间分辨率(<25 km)的多卫星融合VOD产品。

2.3.3 利用新型多源传感器协同反演VOD

随着SMAP、SMOS、AMSR2等被动微波任务及ASCAT、SCAT (scatterometer)、Sentinel-1等主动微波任务持续在轨运行,多源、多频微波观测为进一步提升VOD反演能力及其时空覆盖提供了重要契机(Zotta等, 2024)。然而,并非所有任务都已形成VOD产品,特别是主动微波卫星,不少传感器虽具反演潜力,但相关算法仍处于研发或验证阶段(Mavrovic等, 2023)。因此,如何利用多源传感器的互补优势构建协同反演体系,正成为VOD产品发展的重要方向。在新型微波观测中,低入射角散射仪表现出较强潜力。比如,中法海洋卫星CFOSAT (China-France oceanography satellite)搭载的海洋波谱仪SWIM (Surface Waves Investigation and Monitoring)提供约7 km分辨率的Ku波段散射观测,可基于水云模型反演VOD与土壤水分(Frappart等, 2020)。类似地,CFOSAT搭载的SCAT (Ku波段,观测角度26°—46°)也具备探索植被散射特征和反演VOD的能力。与此同时,多代雷达测高任务自1991年以来持续提供C/Ku波段后向散射以及K/Ka波段亮温,其长期、多频、多角度观测也为构建跨任务的长时序VOD提供了潜在数据基础。

高分辨率合成孔径雷达SAR (Synthetic Aperture Radar)的发展进一步推动了主动微波在

亚公里尺度VOD反演方面的探索。Sentinel-1 C波段SAR自2013年起提供6—12 d重访的10 m影像,已被证明具备直接反演VOD的能力,但目前仍缺乏区域或全球尺度产品(Baghdadi等, 2017; Lu等, 2025)。与此同时,低频SAR任务为主动微波VOD的频率拓展提供了关键补充。例如,中国的陆地探测一号以及日本的JERS-1和PALSAR-1/2/3等L波段SAR任务凭借更强穿透能力,在高生物量森林结构及其变化监测方面具有较大潜力(Santoro等, 2021)。此外,近年来快速发展的全球导航卫星系统反射测量技术GNSS-R (Global Navigation Satellite System Reflectometry)观测亦为植被反演开辟了新方向,其反射信号被发现与植被含水量等变量相关性较高,但用于定量反演VOD的方法体系仍需进一步完善(Ghosh等, 2025; 严清赞等, 2021; 马嘉嘉等, 2025)。

面向未来,欧洲哥白尼扩展计划的CIMR (Copernicus Imaging Microwave Radiometer)将同时提供L、C、X、K和Ka波段的亮温观测,有望为多频协同反演VOD提供前所未有的数据基础(Fernandez-Moran等, 2023)。同时,已有研究表明,C/X波段VOD通常在生物量100 Mg/hm²左右出现明显饱和(Hu等, 2023; Wang等, 2024),而L波段VOD的饱和阈值约为400 Mg/hm²(Qin等, 2021; Wigneron等, 2021)。基于低频微波更强的植被穿透能力,欧洲航天局于2025年4月发射的生物量(Biomass)(P波段SAR)卫星预计能够突破现有微波频段在高生物量区域的饱和瓶颈(Quegan等, 2019),从而显著增强VOD对森林地上碳储量的探测能力。值得强调的是,被动微波亦具备开展更低频段VOD反演的潜力。例如,Shen等(2024)基于塔基辐射计观测反演了P波段VOD,并表明P波段辐射观测受植被衰减的影响更弱,其等效穿透能力约为L波段的两倍。此外,欧洲航天局在研的CryoRad任务有望在未来实现星载被动微波P波段VOD观测(Macelloni等, 2018)。总体而言,随着多源微波传感器的不断发展,不同任务在频率、入射角、极化方式与空间分辨率上的互补性,将为构建跨任务的VOD协同反演框架提供新机遇,也为未来反演出更高精度、更高分辨率和更高时空连续性的VOD产品奠定了坚实基础。

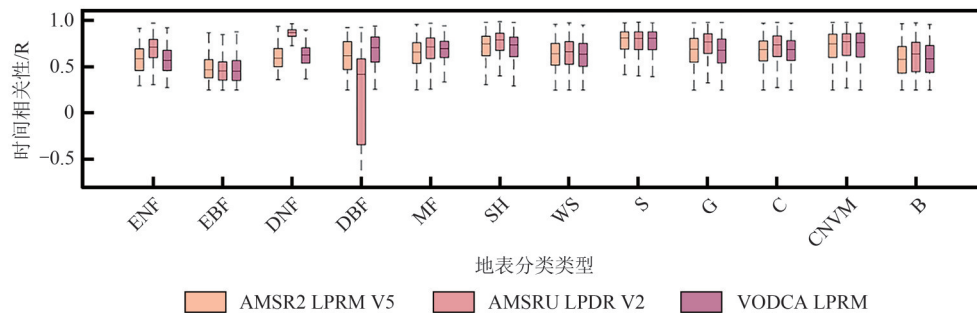
3 VOD的验证与评估

3.1 VOD的验证方法

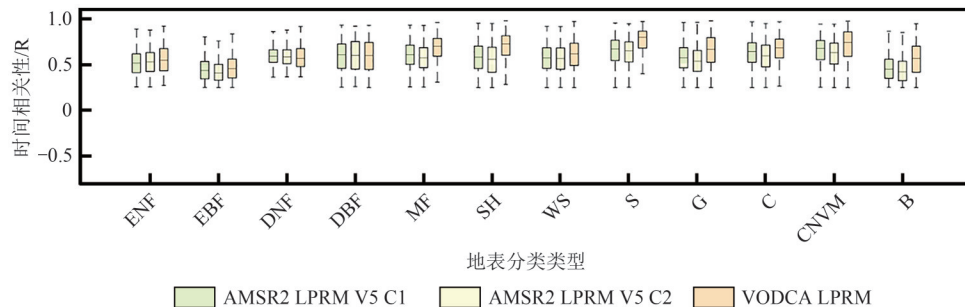
对微波VOD产品进行科学、系统的评估,不仅有助于持续改进反演算法,也对其在生物量估算和植被动态监测中的有效应用至关重要。然而,与NDVI类似,VOD属于辐射变量,而非可直接测量的地球物理植被属性(Liu等,2011)。目前全球尺度仍缺乏公认的“参考VOD”,难以像土壤水分等地球物理量那样依赖明确实测基准开展评估。此外,由于能够表征不同冠层组分的实地观测极为有限(Brandt等,2019),现阶段VOD评估多采用间接对比方法,即将其时间变化或空间分布与光学植被指数、生物量数据集或森林树高产品进行一致性分析(Gao等,2021;Li等,2021)。

时间一致性方面,现有研究通常采用NDVI、叶面积指数LAI(leaf area index)、增强型植被指数EVI(Enhanced Vegetation Index)等光学指标进行时间序列比较,以评估VOD对植被动态的刻画能力(Du等,2017;Grant等,2016;Jones等,2011;Karthikeyan等,2019;Lawrence等,2014;

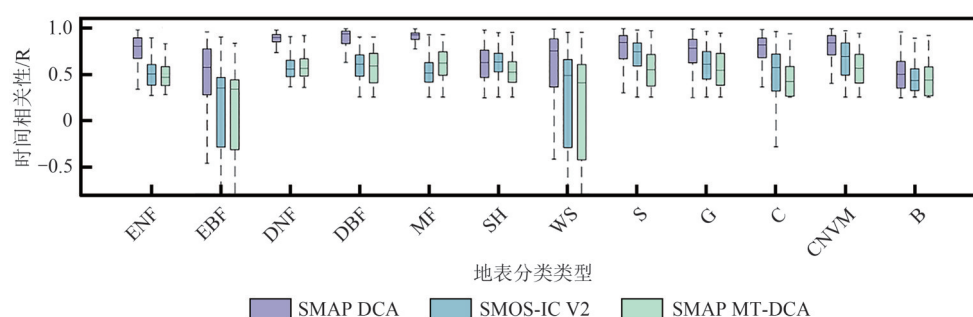
Moesinger等,2020)。例如,Jones等(2011)发现,LPDR X波段VOD与中分辨率成像光谱仪MODIS(moderate-resolution imaging spectroradiometer)测得的NDVI、EVI、LAI在全球82%区域具有显著相关性($p<0.01$),表明该波段VOD能较好地表征植被动态。然而,需要注意的是,与主要表征冠层绿度的光学指数不同,微波具有穿透性,能够根据频率感知冠层的不同结构层,因此VOD的敏感性饱和点更高。一般而言,高频率(如C、X波段)多反映草本和树冠部分的含水量,其变化与NDVI更一致;而低频段(如L波段)能够穿透至木质部,对整个冠层内部的植被含水量都比较敏感,因此在冠层闭合或生物量较高区域不再与NDVI线性对应(Li等,2021)。图2显示,不同频率VOD与NDVI的时间相关性在不同地表类型下呈现显著差异,其中低频L波段VOD(L-VOD)在低植被密度区域与NDVI的一致性通常接近高频VOD(X-VOD、C-VOD),而在热带常绿阔叶林等高生物量区域相关性较弱或不相关。由此可见,在光学植被指数易饱和的区域,NDVI不适合作为评估低频VOD产品的基准。



(a) 高频VOD(X-VOD)与NDVI的相关性
(a) The correlation between X-VOD and NDVI



(b) 高频VOD(C-VOD)与NDVI的相关性
(b) The correlation between C-VOD and NDVI



(c) 低频 VOD(L-VOD)与 NDVI 的相关性

(c) The correlation between L-VOD and NDVI

图2 不同频率代表性VOD产品与NDVI在不同MODIS IGBP地表分类类型下的时间相关性(ENF、EBF、DNF、DBF、MF、SH、WS、S、G、C、CNVM和B分别表示常绿针叶林、常绿阔叶林、落叶针叶林、落叶阔叶林、混交林、灌丛、灌木稀树草原、稀树草原、草地、农田、农田/天然植被镶嵌体和裸地)

Fig. 2 Temporal correlations between representative VOD products at different frequencies and NDVI across MODIS IGBP land-cover classes (ENF, EBF, DNF, DBF, MF, SH, WS, S, G, C, CNVM, and B denote evergreen needleleaf forest, evergreen broadleaf forest, deciduous needleleaf forest, deciduous broadleaf forest, mixed forest, shrubland, woody savanna, savanna, grassland, cropland, cropland/natural vegetation mosaic, and barren land, respectively)

VOD 表征的植被含水量由地上生物量 AGB (Above Ground Biomass) 与植被水分状态共同决定, 因此其空间分布与 AGB 密切相关 (Wigneron 等, 2024)。基于这一物理关联, 近年来大量研究以 AGB 为参照, 评估 VOD 对地上碳储量空间梯度的表征能力 (Li 等, 2020; Liu 等, 2021b; Gao 等, 2021; Peng 等, 2024; Konkathi 等, 2025)。Liu 等 (2015) 以 Saatchi AGB 数据为基准, 构建了多频率融合 VOD 与 AGB 的非线性关系, 并据此分析了全球森林生物量的长期动态; 随后, Tian 等 (2016) 基于对西非萨赫勒地区长期实测 AGB 进一步验证了该高频 VOD 与生物量之间的稳定关系。随着 SMOS 等低频卫星的发展, Rodríguez-Fernández 等 (2018) 比较了多种 SMOS 算法反演的 L 波段 VOD 与 4 套基准 AGB 数据, 结果表明 SMOS-IC L 波段 VOD 对 AGB 最敏感。进一步地, Li 等 (2022a) 以 AGB、树高和 MODIS NDVI 为参照, 在全球范围比较了来自 SMOS 与 SMAP 的 5 种 L 波段 VOD 产品。从频率角度来看, Chaparro 等 (2019) 在南美热带森林比较了 X、C 和 L 波段 VOD 对 AGB 的敏感性, 发现三者对 AGB 敏感性随波长增加而增强。Li 等 (2021) 利用 9 套全球 VOD 产品系统验证了该规律, 即 L 波段敏感性最高、C 波段敏感性次之、X 波段敏感性最低 (图 3)。近期, Cui 等 (2023) 针对亚洲热带森林地上碳储量估算, 比较评估了光学指数、ASCAT 主动 VOD 与多频被动 VOD 的表现, 结果同样表明 L 波段具有显著优势。

3.2 VOD 产品的不确定性及来源

3.2.1 VOD 产品的不确定性

当前 VOD 产品在相同频率内部以及跨频率之间均存在较大不确定性 (Li 等, 2021; Grant 等, 2016; Rodríguez-Fernández 等, 2018; Vittucci 等, 2016)。对同一频率而言, 不同算法反演的 VOD 具有显著差异。例如, 对于 X 波段, Wang 等 (2021a) 发现 LPDR VOD 与 NDVI 的时空一致性显著优于 LPRM。对于 C 波段, 多传感器融合的 VODCA 产品在时间变化上更贴近 NDVI, 而 LPRM 则存在明显偏差 (Li 等, 2021)。Liu 等 (2021b) 基于水云模型反演了主动微波 C 波段 VOD, 并发现其与 AGB 的空间关系相比官方 ASCAT 产品更优。对于 L 波段, Rodríguez-Fernández 等 (2018) 比较了 SMOS L2、L3 与 SMOS-IC 在非洲与降雨、树高、NDVI、EVI 及 AGB 的关系, 结果表明 SMOS-IC 与各类代理指数的相关性通常高出 5%—15% (Fernandez-Moran 等, 2017a)。Li 等 (2022a) 进一步在全球范围内比较了 SMOS 与 SMAP 的 5 种 L 波段 VOD 产品, 结果显示 SMAP-IB 整体表现最佳, 而 SMAP 官方双通道算法 DCA (Dual Channel Algorithm) 产品则存在明显饱和效应, 这可能源于其反演过程中采用 NDVI 信息初始化所致 (Chaubell 等, 2020)。值得注意的是, 尽管同属 L 波段, SMAP-IB 在北方森林与 MODIS NDVI 的时间一致性明显低于其他产品, 表明其在特定生态系统中仍存在改进空间。

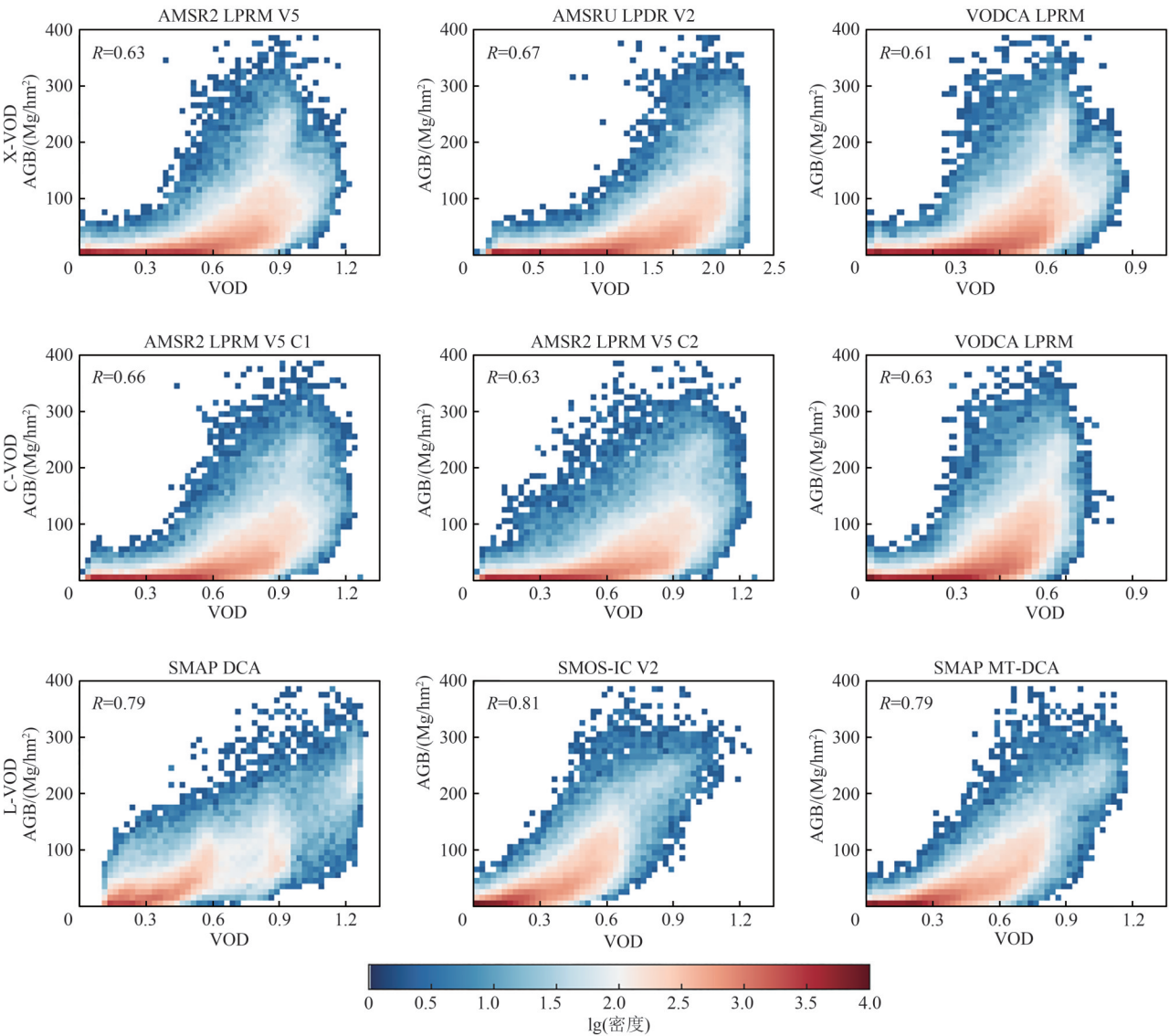


图3 不同频率代表性VOD产品与AGB的空间密度散点图
Fig.3 Spatial density scatter plots between representative VOD products at different frequencies and AGB

对不同频率而言，跨频率一致性问题同样突出。如前文 2.3.1 节所述，LPRM V5 X 与 C 波段 VOD 并未遵循“随频率降低，微波消光增强”的辐射传输规律 (Li 等, 2021)。此外，比较 9 种 VOD 产品发现，除 LPDR X 波段 VOD 对降雨不敏感外，其他 8 种产品 (包括 C 波段与 L 波段) 均能捕捉到由降雨引发的细微波动，这些变化与叶片截留及降雨后植被含水状态变化密切相关 (Feldman 等, 2018b; Saleh 等, 2006)。Wang 等 (2023) 基于陆面模型模拟的植被含水量，评估了亚马孙森林 8 种 Ku、X、C 与 L 波段 VOD 产品对其变化的表征能力，结果表明，ASCAT C 波段 VOD 对植被含水量变化最为敏感，而 L 波段 VOD 则在旱季表现出异常增大特征。进一步地，Grant 等

(2016) 与 Li 等 (2021) 指出，在草地和农用地中，L 波段 VOD 与光学植被指数的一致性明显低于 C 波段与 X 波段，而在木质草原和灌丛等低矮植被类型，三者表现接近；在北半球混合林与常绿针叶林中，C 波段与 X 波段 VOD 与树高的空间关系甚至高于 L 波段。总体而言，这些现象均表明当前 VOD 产品在不同频率、不同区域及不同植被类型中仍存在一定不确定性。

3.2.2 VOD 产品的不确定来源

当前 VOD 产品的不确定性来源主要可以概括为以下 3 个方面：(1) 模型主要输入数据的不确定性，如卫星本身观测与地表温度数据的误差与噪声 (Wang 等, 2016; Li 等, 2015; Liu 等, 2021b;

赵天杰, 2018; Peng 等, 2024); (2) 模型病态反演及关键辐射传输变量 (如 ω 和 H_n) 定标的不确定性 (施建成 等, 2012; Feldman 等, 2021; Parrens 等, 2016; Gao 等, 2021; Wigneron 等, 2017; Wang 等, 2023); (3) 辅助输入数据的不确定性, 如土地分类数据引入的误差 (Fernandez-Moran 等, 2017b; Wigneron 等, 2021; Li 等, 2021; Lawrence 等, 2013)。

在卫星观测方面, 除传感器系统误差和定标误差外, 微波信号还易受到人工射频干扰 RFI (Radio Frequency Interference)。自海洋卫星一号 (SeaSat-1) 搭载的扫描多通道微波辐射计 SMMR (Scanning Multi channel Microwave Radiometer) 任务启动以来, WindSat 和 AMSR-E 的 C、X 波段信号中均检测到显著 RFI, 且干扰主要集中在欧洲和北美 (赵天杰, 2018; Li 等, 2004; Njoku 等, 2005)。作为首颗 L 波段被动微波卫星, SMOS 未搭载类似 SMAP 的先进 RFI 抑制器, 因此其 RFI 问题更突出, 尤其在北非、中东、欧洲和中国部分地区表现显著 (Al-Yaari 等, 2019; Kerr 等, 2016)。因此, 开展 SMOS RFI 检测与抑制已成为使用相关 VOD 产品的必要步骤 (Wigneron 等, 2017, 2021)。Zhao 等 (2014) 提出的双步回归方法可有效减弱 SMOS RFI 引起的亮温异常波动和极化反转 (Peng 等, 2024)。在此基础上, Wigneron 等 (2007) 将 L-MEB (L-band Microwave Emission of the Biosphere) 模型模拟亮温与观测亮温之间的均方根误差作为 RFI 诊断指标, 且其有效性已在多项研究中得到验证 (Fan 等, 2019, 2023)。为进一步提升 SMOS VOD 在全球植被碳汇监测中的适用性, Yang 等 (2023) 提出了结合升降轨观测的系统性 RFI 校正方案。

地表温度是辐射传输模型中估算土壤/植被有效温度的重要输入 (表 2), 其不确定性会直接影响 VOD 反演精度。目前, 大多数算法依赖陆面再分析温度, 如 SMOS 使用 ECMWF 产品、SMAP 则采用全球建模与同化办公室戈达德地球观测系统第 5 版 GMAO GEOS-5 (Global Modeling and Assimilation Office-Goddard Earth Observing System Version 5) 产品。然而, 陆面模型本身也存在一定误差, 尤其在地面观测约束较弱的热带地区。Ma 等 (2021) 基于 ISMN 实测数据评估了 6 种地表温度产品, 结果表明 ECMWF 产品存在明显低估, 而

GMAO GEOS-5 产品整体更稳定且无偏均方根误差最小, 但在高生物量区域仍存在低估现象。由于 ISMN 站点主要分布在欧洲和美国, 上述结果难以代表全球状况。基于此, Xiao 等 (2024) 在 SMAP-IB 框架下结合三重配置分析 TCA (triple collocation analysis) 评估了 5 种陆面模式温度产品在全球 VOD 和土壤水分反演中的表现, 结果显示全球陆面数据同化系统 GLDAS (Global Land Data Assimilation System) 在多数区域精度最高。此外, Zhao 等 (2024a) 基于模拟分析指出, 冠层温度对 VOD 日尺度变化具有不可忽略的影响, 未来 VOD 产品与反演算法应更系统地考虑温度效应, 如结合冠层或地表温度信息进行校正或分离。

从反演框架看, 病态问题与可用观测数及待反演参数个数密切相关 (Pardé 等, 2004; Wigneron 等, 1993; Konings 等, 2015; Gao 等, 2021)。对单角度双极化卫星而言, 两个极化观测间常存在高度共线性, 同时反演 VOD 和土壤水分极易导致方程欠定。现有反演方法大致分为两类: 一类是单参数方法, 该方法仅反演 VOD, 而土壤水分等参数由再分析或独立产品提供 (Wang 等, 2021a; Liu 等, 2021b; Lu 等, 2025); 另一类是多参数方法, 该方法基于双通道或多角度观测同时反演 VOD 与土壤水分 (Njoku 等, 2003; Wigneron 等, 2003; Kerr 等, 2016; Li 等, 2022a)。以 SMOS 为例, L2 和 L3 产品均基于 L-MEB 开展双参数联合反演, 并以模型土壤水分和 LAI 作为先验初值 (Al Bitar 等, 2017; Kerr 等, 2016)。然而, Fernandez-Moran 等 (2017a) 指出, 该做法会削弱 VOD 相对光学指数的独立性; 为此, SMOS-IC 放弃外部水文和光学先验, 仅依赖多角度亮温进行反演 (Wigneron 等, 2021), 在保持精度的同时显著提升了 VOD 的独立性。类似地, 为缓解 SMAP 双参数反演信息不足的问题, 官方 DCA 算法在代价函数中引入 NDVI 正则化约束 VOD, 但也继承了 NDVI 的易饱和特性 (Chaubell 等, 2020)。针对这一问题, SMAP-IB 借鉴 SMOS-IC 思路, 基于 L-MEB 构建了不依赖光学产品的反演框架, 其 VOD 和土壤水分在多项评估研究中均表现出优异性能 (Li 等, 2022a; Zheng 等, 2022; Yi 等, 2023; Xing 等, 2023)。总体来看, 通过先验约束和正则化缓解病态反演固然必要, 但如何在提高稳定性的同时保持 VOD 与土壤水分的物理独立性, 也是

算法设计中需要重点权衡的问题。

当辐射传输中的关键参数（如被动微波 τ - ω 模型中的 ω 和 H_r 及主动水云模型的植被参数）通过预先定标给定时，其取值会直接影响VOD反演精度（Grant等，2016；Fernandez-Moran等，2017b；Wigneron等，2017）。对被动微波 τ - ω 模型的敏感性分析表明， ω 和 H_r 等参数的设定会显著影响植被与土壤信号在总辐射中的分配比例（Wang等，2016；Karthikeyan等，2019；Li等，2015）。正如2.3.1节所述，在不同频率下获得具有物理依据且具有共识的 ω 和 H_r 定标结果，仍是当前被动微波VOD反演中需要解决的重要问题（Baur等，2019；Peng等，2024；Konkathi等，2025；Liu等，2025）。如表2所示，即便在相同频率下，各产品的定标参数也差异显著。例如，SMAP L3、SMOS L3和SMOS-IC虽然均根据地表覆盖类型设置 ω ，但取值并不一致；SMAP MT-DCA则将 ω 作为反演参数由模型直接估计，而LPRM则采用全球固定值。此外，多数算法的 H_r 同样依赖地表覆盖类型设定，因此其分类不确定性也会影响VOD反演精度。

土地覆盖分类的误差可通过两个途径影响VOD：（1）地表类型被误分，导致选用了不适宜的反演算法；（2）在土地覆盖类型判定正确的情况下，使用了不合适的定标参数。以典型数据集为例，MODIS V5和GlobCover 2009的整体精度分别约为75%和67.5%（Friedl等，2010），其分类误差会间接传递至VOD产品（Li等，2021）。此外，地形、土壤属性、冰雪覆盖以及像元内异质性（如水体和城市混合像元）也被证明会影响VOD反演精度（Xing等，2021；Fernandez-Moran等，2017a；Moesinger等，2020；Li等，2021）。与此同时，现有主流VOD产品在反演框架中普遍未考虑极化效应（Wigneron等，2017）。Zhao等（2021）指出，不同极化通道的VOD可能携带互补的植被结构信息，且利用极化信息亦有望从算法反演层面协助解耦生物量与水分状态变化对VOD的共同影响（Konings等，2021）。塔基观测与地面模拟结果表明，在茎秆主导的植被冠层中，垂直极化VOD响应通常更为显著，如成熟小麦冠层中垂直极化VOD往往大于水平极化VOD（Wigneron等，2004；Peischl等，2012）。Bai等（2022）与Peng等（2024）分别基于SMOS与SMAP构建了首批卫星尺度极化L波段VOD产品（表2），但其在植被

动态监测中的优势与适用场景仍有待进一步系统评估。

3.3 VOD验证展望

真实性检验是遥感产品提高精度与改善质量的重要依据，也是评价遥感产品可靠性和适用性的重要手段（晋锐等，2017）。因此，发展或构建完善的VOD真实性评估体系、系统识别当前反演算法的性能与不确定来源，是进一步提升VOD反演精度的前提。正如3.1节所述，现阶段对全球尺度的VOD评价仍主要依赖“间接”手段，即通过光学植被指数等其他卫星遥感产品进行空间或时间相关性分析（Liu等，2011；Brandt等，2019；Lawrence等，2014）。然而，需要强调的是，光学植被指数主要反映冠层绿度，而VOD反映的是植被冠层含水量，两者在物理含义上存在本质差异，因此在解读二者关系时必须保持足够谨慎（Li等，2021）。同时，机载航空观测凭借更高的空间分辨率与信噪比，可在区域尺度上为卫星VOD提供多尺度对比依据，并有助于开展机理层面的验证（De Jeu等，2025）。除基于卫星产品的间接评估与机载观测外，基于地面站点的验证也有助于揭示VOD时间变化所蕴含的植被信息。例如，Tian等（2016）利用长时序站点观测评估了高频VOD在时空上对生物量变化的表征能力，结果表明，相比NDVI，VOD更能够反映整个植被冠层的生物量变化。近年来，基于全球导航卫星系统GNSS（Global Navigation Satellite System）的地面站网被认为是未来VOD验证的一个重要方向（Humphrey和Frankenberg，2023；Ghosh等，2025；Feldman，2024），并已在欧洲开始较大规模布设（Kesselring等，2026）。

需要注意的是，若在地面站点评价中不加甄别地使用站点，极易因站点空间代表性不足引入额外误差，甚至误判产品性能。近年来，随着算法评价方法的发展，地面观测空间代表性的量化评估已逐步体系化（Wu等，2019）。通常认为具有空间代表性的站点应满足以下两类条件之一：（1）观测范围大于或等于由高分辨率数据计算的半方差模型变程值（即最小变异单元）；（2）地面观测代表的空间尺度与待验证像元的空间分辨率大致相当（吴小丹等，2015）。除传统点位对比外，TCA也为VOD精度评估提供了潜在途径。该

方法无需显式真值,在假设3个数据集与真值存在线性关系且误差相互独立时,可实现交叉验证(Gruber等,2017)。考虑到主动、被动微波在观测机制上通常被视为相对独立,再结合光学指数(如NDVI)反演的植被含水量信息,原则上可基于三者构建三重配置框架,定量评估VOD产品的误差特征。但在选择具体产品构建三重配置框架时仍需注意,主动、被动微波VOD等产品也可能因共享辅助数据与相似模型框架而未必严格满足TCA的独立性假设,并可能导致误差低估,因此应优先采用输入数据来源与算法链路差异更大的3套数据,以尽量降低误差相关带来的影响。总体而言,现阶段相关探索仍然十分有限,未来有必要在站点观测与多源遥感联合框架下系统推进这方面的研究。

4 VOD应用

与光学遥感植被指数相比,VOD具有以下优势:(1)受云雨天气干扰小,可获取全天时、全天候观测数据,时间连续性好;(2)在玉米封垄和森林等高生物量区域仍保持较高的敏感性,能有效缓解光学植被指数在浓密植被下易饱和的问题;(3)对植被含水量和生物量的微小变化响应灵敏,能够捕捉细尺度的植被水分与结构变化(Wigneron等,2024)。凭借上述优势,基于L波段、C波段、X波段等不同波段的多种VOD产品已广泛应用于农作物产量估算(Chaparro等,2018)、干旱监测(Konings等,2021;Konings和Gentine,2017;Rao等,2019)、森林火灾预警(Fan等,2018)以及全球碳循环及气候响应研究中(Fan等,2019;Wigneron等,2020;Li等,2025a)。下文将分别从植被水分状态、植被物候变化、区域碳循环和陆面模型LSM(Land Surface Model)约束等方面,综述VOD的主要应用进展。

4.1 VOD用于指示植被水分状态

多种植被类型的站点观测表明,L波段和C波段VOD与植被含水量均呈线性关系(Jackson和Schmugge,1991;Wigneron等,2004),因此VOD可以直接指示植被水分状态。尽管传统研究更关注土壤—植被—大气连续体中的水势梯度,但多项证据显示,植被含水量本身同样是刻画水分状况的关键信息。例如,植物体内储水对蒸腾具有

重要贡献(Goldstein等,1998;Phillips等,2003;Konings等,2021)。此外,基于VOD最大值归一化定义的相对含水量阈值,可用于预测干旱条件下的植被萎蔫和死亡率(Bartlett等,2012;Sapes等,2019)。Rao等(2019)将X波段VOD计算的相对含水量与31项常用树木死亡率指标一并纳入机器学习模型进行重要性排序,结果表明该指标在森林干旱致死风险预测中始终具有较高权重。Zhang等(2024)进一步发现,VOD计算的相对含水量年变化可有效识别森林干旱扰动导致的死亡分布。VOD还与活体可燃物湿度LFMC(Live Fuel Moisture Content,即为单位干生物量的植被含水量)密切相关,而LFMC是决定火险等级与火行为模拟的关键燃料参数之一(张峰和周广胜,2018;Konings等,2021;Rao等,2020)。Fan等(2018)基于地面观测数据,比较了土壤水分、X波段VOD等微波指标对地中海灌丛LFMC变化的刻画能力,结果发现VOD与地面LFMC的时间相关性最高。Baur等(2024)则利用SMAP L波段VOD揭示了火灾扰动对植被—土壤水分关系的影响。然而,不同频率VOD在森林干旱致死与火灾风险评估等应用中的相对优势与适用范围仍有待系统化。此外,进一步提升VOD反演精度与分辨率,将有助于更准确地评估森林干旱响应,包括蒸腾调节、死亡率变化与野火风险。

4.2 VOD用于监测植被物候变化

鉴于VOD相较光学植被指数的优势,其既可作为独立数据用于物候监测,也有助于揭示不同植被组分的季节变化。Tian等(2018)基于L波段VOD发现,北方和温带森林植被储水与由LAI表征的叶片物候高度同步,而在非洲旱区二者存在约180 d滞后。然而,该结果与基于AMSR-E X波段VOD的全球分析并不一致(Jones等,2011),Li等(2021)认为这一差异主要源于不同频率VOD对植被冠层的不同敏感性:高频VOD更侧重表征冠层顶部绿色组分,而低频VOD则对枝干等深层木质组分更敏感。Wang等(2020)进一步指出,光学指数、X波段VOD以及太阳诱导叶绿素荧光在全球植被物候监测中呈现出系统性的“异步”模式。针对定量物候指标的提取,Tong等(2019)对比了VOD与NDVI估算的生长季起止日期,结果显示VOD表征的物候转折通常滞后于

NDVI, 且该差异具有显著的区域与植被型依赖性。得益于较高的时间分辨率, VOD 同样适用于农业生态系统物候监测。Chaparro 等 (2018) 利用 SMAP VOD 分析了美国中北部作物物候, 发现 VOD 在作物开花末期至成熟初期达到峰值, 对应生物量与含水量同步增加, 而在收获期降至最低; 这一结论与 SMOS VOD 在玉米种植区的结论一致 (Hornbuckle 等, 2016)。上述研究均表明, VOD 对植被含水量变化敏感, 能够从水分视角刻画物候过程, 既可揭示不同植被组分的时序差异, 也有助于识别和预判植被生长与退化趋势, 为生态系统管理和风险预警提供有益支撑。

4.3 VOD 用于区域碳循环研究

VOD 反映的植被含水量由 AGB 和植被含水状态共同决定 (Momen 等, 2017; Zhang 等, 2019), 且通常认为植被体积含水量在年际尺度上相对稳定, 因此年平均 VOD 可作为 AGB 估算的有效代理 (Liu 等, 2015; Wigneron 等, 2024; 杨妮等, 2024)。定量校正研究进一步表明, 植被体积含水量对低频 VOD 年际变化的贡献通常不足 10% (Yang 等, 2022; Li 等, 2025a)。鉴于此, 已有研究建立了 VOD 与 AGB 的空间统计关系, 并用于区域及全球碳储量估算与制图 (Rodríguez-Fernández 等, 2018; Fan 等, 2019; Zhang 等, 2025)。同时, 基于机器学习融合激光雷达、光学植被指数、树高和气候因子等多源遥感信息, 也已形成多套全球 AGB 数据集, 如欧洲航天局气候变化中心 ESA CCI (European Space Agency Climate Change Initiative) (Santoro 等, 2024) 和加州理工学院喷气推进实验室 JPL (Jet Propulsion Laboratory) 生物量产品 (Saatchi 等, 2011)。然而, 这类产品多为静态或仅覆盖有限年份, 缺乏长时序连续观测, 难以支撑生物量动态监测。相比之下, VOD 衍生的生物量具备时间上的延续性, 可用于刻画全球植被生物量的年际波动与长期趋势 (Wigneron 等, 2024)。

基于这一优势, Liu 等 (2015) 利用多源融合 VOD 率先发现, 自 2003 年起全球陆地生物量由净损失转变为净碳汇, 表明陆地碳汇发生阶段性逆转。考虑到 L 波段 VOD 对 AGB 更敏感, 且 SMOS-IC 产品不依赖光学数据、反演性能更为稳健, 该产品发布后被广泛应用于陆地碳循环研究。例如,

Brandt 等 (2018) 基于 SMOS-IC VOD 指出, 在干旱加剧背景下, 2010 年—2016 年撒哈拉以南非洲干旱区和湿润区的植被碳储量分别以约 0.05 Pg C/a 和 0.02 Pg C/a 的速率下降。同样基于该产品, Fan 等 (2019) 发现, 2011 年—2017 年热带地区植被碳储量总体接近收支平衡, 总增加和总减少分别约为 2.97 Pg C/a 和 -2.86 Pg C/a。此外, 受 2015 年—2016 年强厄尔尼诺事件引发的极端干旱影响, 非洲和美洲完整森林的碳储量在 2017 年末仍未完全恢复 (Wigneron 等, 2020)。Tong 等 (2020) 结合 MODIS 反射率和 SMOS-IC VOD 发现, 受土地利用与林业政策影响, 2002 年—2017 年中国南方地上碳储量以约 (0.11 ± 0.05) Pg C/a 的速率增长。该 VOD 数据还协助揭示了多种关键森林碳汇过程与机制, 相关代表性研究及结论见表 3 (按年份汇总)。此外, 基于该数据衍生的全球森林地上碳储量产品也于近期发布 (Li 等, 2025b)。总体来看, 上述研究表明, VOD 尤其是低频 VOD 数据, 已成为监测全球森林碳汇的重要且相对独立的遥感手段, 在解析区域与全球碳循环格局及其变化驱动中发挥日益关键的作用。

4.4 VOD 在陆面模型中的应用

VOD 能够表征植被含水量及其动态变化, 可为 LSM 中的植被—水分耦合过程提供观测约束。早期研究表明, 在中等植被覆盖条件下, VOD 可用于约束土壤水力特性 (Burke 等, 1998)。然而, 尽管这一潜力已被认识, 但 VOD 在 LSM 中的应用仍然有限, 特别是在验证、定标、约束和同化环节。Schlenz 等 (2012) 曾提出 VOD 与 LSM 耦合的思路, 但受当时 SMOS L2 产品 RFI 污染严重且缺乏有效 RFI 质量标识的限制, 相关工作未能真正开展。随着数据质量和算法的发展, 近几年开始出现一系列将 VOD 引入 LSM 的尝试。例如, Shamambo 等 (2019) 针对法国西南部地区, 将 ASCAT 反演的土壤水分与 VOD 同化至土壤、生物圈与大气相互作用模型 ISBA (Interaction between Soil, Biosphere, and Atmosphere), 结果表明, 即使分辨率较粗, 同化 ASCAT 数据仍能提供有效约束。Martens 等 (2017) 发现, 在全球陆地蒸散发阿姆斯特丹模型 GLEAM (Global Land Evaporation Amsterdam Model) 中同化 LPRM VOD 能显著改善其对根区土壤水分和陆地蒸散发的模拟。Fox

等（2018）在站点尺度同化 X 波段 VOD，使相关模型对 AGB 变化的预测误差降低约 29%。进一步地，Kumar 等（2020）在 Noah-MP（Noah-multiparameterization land surface model）中同时同化了 X、C 和 L 波段 VOD，结果表明对地表蒸散发和总初级生产力 GPP（Gross Primary Productivity）

的模拟能力均有明显提升。Mucia 等（2022）也表明，同化 VOD 能有效提高 LSM 对多种碳-水相关变量的模拟精度。总体来看，在合理处理观测误差与反演不确定性的前提下，系统性同化多频 VOD 有望增强 LSM 对水文过程与植被碳循环耦合的约束能力。

表 3 SMOS-IC L 波段 VOD 数据在森林碳汇研究中的应用示例
Table 3 Examples of applying SMOS-IC L-band VOD data in forest carbon sink studies

年份	文献	主要发现
2018	Brandt 等(2018)	2010 年—2016 年撒哈拉以南非洲干旱和湿润地区的植被碳储量下降
2019	Fan 等(2019)	热带地区的地上碳储量在 2011 年—2017 年收支基本平衡
2020	Tong 等(2020); Wigneron 等(2020); Tagesson 等(2020)	2002 年—2017 年中国南方的地上碳储量每年增加(0.11±0.05) Pg C;热带森林碳储量尚未从 2015 年—2016 年厄尔尼诺事件导致的干旱中恢复;热带森林与北方森林对陆地碳汇的贡献近年来呈现显著分化
2021	Qin 等(2021)	巴西亚马孙森林退化导致的碳损失已超越砍伐导致的碳损失
2022	Qin 等(2022); Yang 等(2022)	2019 年—2020 年澳大利亚森林地上生物量的大幅损失及快速恢复机制;2015 年—2016 年厄尔尼诺事件后热带森林生物量区域性下降与恢复的气候-生物驱动机制
2023	Fan 等(2023); Yang 等(2023); Tucker 等(2023); Winkler 等(2023); Bueso 等(2023); Fawcett 等(2023)	森林干扰削弱了西伯利亚森林的碳吸收能力;近 10 年全球活立木碳储量的增长主要源于北方幼林;撒哈拉以南非洲干旱区约 99 亿棵单株树木共储存约 0.84 Pg C;土地利用及其管理格局的演变,促使东欧地区陆地碳汇呈下降态势;土壤水分和 VOD 能识别陆地生态系统的主要变化;毁林及后续退化造成的碳损失超过森林增益,导致亚马孙地区生物量下降
2024	Feng 等(2024); Fan 等(2024); Zhao 等(2024b); Fang 等(2024); Dou 等(2024)	热带森林地上碳储量的变化趋势与驱动因素;2015 年—2016 年厄尔尼诺事件引发热带干旱后,地上碳恢复主要发生在非森林木质植被类型中;非洲中部森林 2010 年代的生物碳变化格局;2015 年—2021 年中国森林表现为碳汇;2015 年—2016 年厄尔尼诺事件引发干旱后,热带森林木质部的恢复进程滞后于上层树冠及叶片层
2025	Bar-on 等(2025); Li 等(2025b); Wang 等(2025)	近 30 年陆地碳汇主要积累在非活体碳库中;北方温带生态系统因干旱导致活体生物量大幅下降;热带干旱地区因土地利用变化导致的土壤碳的损失量几乎抵消了北方地区土壤碳的增加量

4.5 VOD 应用的一般准则

不同频率的 VOD 已广泛用于植被水分监测、物候分析和碳循环研究，但在具体应用之前，用户必须充分了解所用产品的优缺点及其误差特性。因此，对 VOD 进行系统的验证与评估（第 3 节）是其合理应用的前提（Li 等，2021）。结合现有评估结果，建议在使用 VOD 产品前重点关注以下两方面。（1）低质量数据剔除问题：首先，需判断所用 VOD 是否受到 RFI 污染，这对低频产品尤其关键，特别是 SMOS L 波段 VOD（赵天杰，2018；Wigneron 等，2021）；其次，应剔除冰冻土壤和积雪条件下的观测像元，因当前介电常数模型在冻土/雪冰环境中的适用性有限（Zheng 等，2018）；此外，对于水体比例较高、城市建设用地比例较大以及地形起伏剧烈的复杂下垫面像元，也应在应用前进行筛查或单独处理（Fernandez-Moran 等，2017a；Li 等，2021）。（2）明确 VOD 所代表的植被信息：用户需要清楚所使用 VOD 在目标时间尺

度上主要表征的是“生物量”还是“含水状态”。现有研究表明，VOD 所承载的信息具有显著的时间尺度依赖性（Konings 等，2021）。在年际及更长时间尺度上，植被体积含水量相对稳定，VOD 变化主要反映地上生物量格局与趋势，因此适合作为植被碳储量估算的代理（Liu 等，2015；Fan 等，2019；Wigneron 等，2024）。在数周到数月尺度上，VOD 动态更多反映树体组织逐步脱水、木质部导水功能变化，以及落叶和抽叶引起的叶面积指数变化（Tian 等，2017；Li 等，2025a）。在昼夜尺度上，由于生物量变化缓慢，VOD 日变化主要反映蒸腾与根系吸水平衡以及树体内部水分再分配，因此适用于识别和量化植被水分胁迫信号（Konings 等，2021；Yao 等，2024）。综合而言，合理应用 VOD 的关键在于：一方面通过质量控制尽量降低观测与反演误差的影响，另一方面在清晰区分时间尺度的基础上，准确解译 VOD 所表征的植被属性，从而避免将生物量信号与水分胁迫

信号混淆。

5 结 语

VOD作为定量表征植被总含水量的关键微波参数,在植被水分状态监测、物候识别和碳循环监测研究中具有独特优势。本文在梳理微波辐射传输理论和散射机制的基础上,系统综述了典型主动、被动微波VOD产品的反演框架与时空特征,总结了现阶段的验证方法和主要不确定性来源,并归纳了VOD在植被水分状态监测、物候识别、地上碳储量估算及陆面模型约束中的代表性应用。

总体来看,零阶 $\tau-\omega$ 模型仍是当前被动微波VOD反演的主流基础,不同产品之间的一致性在很大程度上受有效散射反照率、地表粗糙度等变量参数化的制约。多源融合和高阶辐射传输模型为提高精度、统一多频信息提供了新方向,但在不同频率下构建具有物理依据且具有共识的参数化方案仍是关键难题。从产品体系上看,被动微波已初步形成多频长时序VOD产品格局,但主动微波长期序列和兼具大范围覆盖、高空间分辨率的全球融合产品仍然十分缺乏。由于缺乏全球统一的参考VOD,目前评估仍主要依赖光学指数、AGB和树高等间接指标,难以完全分离生物量和植被含水状态的贡献。归纳发现,VOD产品的不确定性主要源于观测与地表温度输入误差、反演框架中的病态问题、关键辐射传输参数定标及土地覆盖等辅助数据的误差叠加。频率间物理关系的不一致、极化信息利用不足,以及复杂下垫面和冻土/积雪条件下的误差,进一步加剧了不同产品在不同区域和植被类型上的表现差异。

尽管如此,大量研究已经证明,VOD特别是低频波段,已成为约束森林碳汇、识别干旱胁迫和火灾风险的重要且相对独立的信息源,并在陆面模式同化和碳水循环应用中展现出广阔前景。未来工作可重点围绕以下4个方面推进:一是从理论上加强多频辐射传输参数的物理约束,发展兼顾物理一致性与可操作性的参数化方案;二是面向新一代多源传感器,构建跨任务、一致化的长时序和高分辨率VOD产品;三是依托站点观测、GNSS与三重配置等方法,建立更完善的真实性检验体系;四是加强VOD与土壤水分、其他遥感植被指数及陆面模型的协同利用,提升极端事件和长期碳水收支的定量评估能力。随着反演理论的

完善、产品质量的提升以及真实性检验体系的健全,基于VOD的植被监测与碳循环研究有望在时空分辨率、物理一致性和定量化能力方面取得新的突破,为全球变化背景下的生态系统评估与陆面过程模拟提供更加坚实的观测基础。

参考文献(References)

- Al Bitar A, Mialon A, Kerr Y H, Cabot F, Richaume P, Jacquette E, Quesney A, Mahmoodi A, Tarot S, Parrens M, Al-Yaari A, Pellarin T, Rodriguez-Fernandez N and Wigneron J P. 2017. The global SMOS level 3 daily soil moisture and brightness temperature maps. *Earth System Science Data*, 9(1): 293-315 [DOI: 10.5194/essd-9-293-2017]
- Al-Yaari A, Wigneron J P, Dorigo W, Colliander A, Pellarin T, Hahn S, Mialon A, Richaume P, Fernandez-Moran R, Fan L, Kerr Y H and De Lannoy G. 2019. Assessment and inter-comparison of recently developed/reprocessed microwave satellite soil moisture products using ISMN ground-based measurements. *Remote Sensing of Environment*, 224: 289-303 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.02.008]
- Attema E P W and Ulaby F T. 1978. Vegetation modeled as a water cloud. *Radio Science*, 13(2): 357-364 [DOI: 10.1029/RS013i002p00357]
- Baghdadi N, El Hajj M, Zribi M and Bousbih S. 2017. Calibration of the water cloud model at C-band for winter crop fields and grasslands. *Remote Sensing*, 9(9): 969 [DOI: 10.3390/rs9090969]
- Bai Y, Zhao T J, Jia L, Cosh M H, Shi J C, Peng Z Q, Li X J and Wigneron J P. 2022. A multi-temporal and multi-angular approach for systematically retrieving soil moisture and vegetation optical depth from SMOS data. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113190 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113190]
- Bar-On Y M, Li X J, O'sullivan M, Wigneron J P, Sitch S, Ciais P, Frankenberg C and Fischer W W. 2025. Recent gains in global terrestrial carbon stocks are mostly stored in nonliving pools. *Science*, 387(6740): 1291-1295 [DOI: 10.1126/science.adk1637]
- Bartlett M K, Scoffoni C and Sack L. 2012. The determinants of leaf turgor loss point and prediction of drought tolerance of species and biomes: a global meta-analysis. *Ecology Letters*, 15(5): 393-405 [DOI: 10.1111/j.1461-0248.2012.01751.x]
- Baur M J, Jagdhuber T, Feldman A F, Akbar R and Entekhabi D. 2019. Estimation of relative canopy absorption and scattering at L-, C- and X-bands. *Remote Sensing of Environment*, 233: 111384 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111384]
- Baur M J, Jagdhuber T, Feldman A F, Chaparro D, Piles M and Entekhabi D. 2021. Time-variations of zeroth-order vegetation absorption and scattering at L-band. *Remote Sensing of Environment*, 267: 112726 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112726]
- Baur M J, Friend A D and Pellegrini A F. 2024. Widespread and systematic effects of fire on plant-soil water relations. *Nature Geosci-*

- ence, 17(11): 1115-1120 [DOI: 10.1038/s41561-024-01563-6]
- Brandt M, Hiernaux P, Rasmussen K, Tucker C J, Wigneron J P, Diouf A A, Herrmann S M, Zhang W M, Kergoat L, Mbow C, Abel C, Auda Y and Fensholt R. 2019. Changes in rainfall distribution promote woody foliage production in the Sahel. *Communications Biology*, 2(1): 133 [DOI: 10.1038/s42003-019-0383-9]
- Brandt M, Wigneron J P, Chave J, Tagesson T, Penuelas J, Ciais P, Rasmussen K, Tian F, Mbow C, Al-Yaari A, Rodriguez-Fernandez N, Schurgers G, Zhang W M, Chang J F, Kerr Y, Verger A, Tucker C, Mialon A, Rasmussen L V, Fan L and Fensholt R. 2018. Satellite passive microwaves reveal recent climate-induced carbon losses in African drylands. *Nature Ecology and Evolution*, 2(5): 827-835 [DOI: 10.1038/s41559-018-0530-6]
- Bueso D, Piles M, Ciais P, Wigneron J P, Moreno-Martínez Á and Camps-Valls G. 2023. Soil and vegetation water content identify the main terrestrial ecosystem changes. *National Science Review*, 10(5): nwad026 [DOI: 10.1093/nsr/nwad026]
- Burke E J, Gurney R J, Simmonds L P and O'Neill P E. 1998. Using a modeling approach to predict soil hydraulic properties from passive microwave measurements. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(2): 454-462 [DOI: 10.1109/36.662729]
- Chan S K, Bindlish R, O'Neill P, Jackson T, Njoku E, Dunbar S, Chaubell J, Piepmeier J, Yueh S, Entekhabi D, Colliander A, Chen F, Cosh M H, Caldwell T, Walker J, Berg A, McNairn H, Thibeault M, Martínez-Fernández J, Uldall F, Seyfried M, Bosch D, Starks P, Holifield Collins C, Prueger J, van der Velde R, Asanuma J, Palecki M, Small E E, Zreda M, Calvet J, Crow W T and Kerr Y. 2018. Development and assessment of the SMAP enhanced passive soil moisture product. *Remote Sensing of Environment*, 204: 931-941 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.08.025]
- Chaparro D, Duveiller G, Piles M, Cescatti A, Vall-Llossera M, Camps A and Entekhabi D. 2019. Sensitivity of L-band vegetation optical depth to carbon stocks in tropical forests: a comparison to higher frequencies and optical indices. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111303 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111303]
- Chaparro D, Piles M, Vall-Llossera M, Camps A, Konings A G and Entekhabi D. 2018. L-band vegetation optical depth seasonal metrics for crop yield assessment. *Remote Sensing of Environment*, 212: 249-259 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.049]
- Chaubell M J, Yueh S H, Dunbar R S, Colliander A, Chen F, Chan S K, Entekhabi D, Bindlish R, O'Neill P E, Asanuma J, Berg A A, Bosch D D, Caldwell T, Cosh M H, Collins C H, Martínez-Fernández J, Seyfried M, Starks P J, Su Z B, Thibeault M and Walker J. 2020. Improved SMAP dual-channel algorithm for the retrieval of soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(6): 3894-3905 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2959239]
- Chen D B, Fan L, Peng J, De Lannoy G, Wigneron J P, Frappart F, Tao S L, Wang M J, Li X J, Liu X Z, Wang H, Yuan Q Q, Chen X Z, Xiao Y and Ciais P. 2025. A global long-term (2002-2022) C-band vegetation optical depth record retrieved after merging AMSR-E, AMSR2 and WindSat. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 145: 104961 [DOI: 10.1016/j.jag.2025.104961]
- Chen K S, Wu T D, Tsang L, Li Q, Shi J C and Fung A K. 2003. Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(1): 90-101 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.807587]
- Chen S L, Liu Y B and Wen Z M. 2012. Satellite retrieval of soil moisture: an overview. *Advances in Earth Science*, 27(11): 1192-1203 (陈书林, 刘元波, 温作民. 2012. 卫星遥感反演土壤水分研究综述. *地球科学进展*, 27(11): 1192-1203) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2012.11.1192]
- Choudhury B J, Schmugge T J, Chang A and Newton R W. 1979. Effect of surface roughness on the microwave emission from soils. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 84(C9): 5699-5706 [DOI: 10.1029/JC084iC09p05699]
- Cui T X, Fan L, Ciais P, Fensholt R, Frappart F, Sitch S, Chave J, Chang Z B, Li X J, Wang M J, Liu X Z, Ma M G and Wigneron J P. 2023. First assessment of optical and microwave remotely sensed vegetation proxies in monitoring aboveground carbon in tropical Asia. *Remote Sensing of Environment*, 293: 113619 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113619]
- De Jeu R, Malbetau Y, Zotta R M, Dorigo W, Wu X L, Walker J and Miralles D G. 2025. Analyzing satellite and airborne Ka-band passive microwave observations over land for temperature and vegetation monitoring. *Frontiers in Remote Sensing*, 6: 1574072 [DOI: 10.3389/frsen.2025.1574072]
- Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M T and El-Rayes M A. 1985. Microwave dielectric behavior of wet soil-Part II: dielectric mixing models. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-23(1): 35-46 [DOI: 10.1109/TGRS.1985.289498]
- Dou Y J, Tian F, Wigneron J P, Li X J, Zhang W M, Chen Y L, Feng L W, Xie Q and Fensholt R. 2024. Satellite observations indicate slower recovery of woody components compared to upper-canopy and leaves in tropical rainforests after drought. *Communications Earth and Environment*, 5(1): 725 [DOI: 10.1038/s43247-024-01892-9]
- Du J Y, Kimball J S, Jones L A, Kim Y, Glassy J and Watts J D. 2017. A global satellite environmental data record derived from AMSR-E and AMSR2 microwave earth observations. *Earth System Science Data*, 9(2): 791-808 [DOI: 10.5194/essd-9-791-2017]
- Dubois P C, Van Zyl J and Engman T. 1995. Measuring soil moisture with imaging radars. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 33(4): 915-926 [DOI: 10.1109/36.406677]
- El Hajj M, Baghdadi N, Wigneron J P, Zribi M, Albergel C, Calvet J C and Fayad I. 2019. First vegetation optical depth mapping from Sentinel-1 C-band SAR data over crop fields. *Remote Sensing*, 11(23): 2769 [DOI: 10.3390/rs11232769]
- Fan L, Cui T X, Wigneron J P, Ciais P, Sitch S, Brandt M, Li X, Niu S L, Xiao X M, Chave J, Wu C Y, Li W, Yuan W P, Xing Z P, Li X

- J, Wang M J, Liu X Z, Chen X Z, Qin Y W, Yang H, Tang Q, Li Y C, Ma M G and Fensholt R. 2024. Dominant role of the non-forest woody vegetation in the post 2015/16 El Niño tropical carbon recovery. *Global Change Biology*, 30(7): e17423 [DOI: 10.1111/gcb.17423]
- Fan L, Wigneron J P, Ciais P, Chave J, Brandt M, Fensholt R, Saatchi S S, Bastos A, Al-Yaari A, Hufkens K, Qin Y W, Xiao X M, Chen C, Myneni R B, Fernandez-Moran R, Mialon A, Rodriguez-Fernandez N J, Kerr Y, Tian F and Peñuelas J. 2019. Satellite-observed pantropical carbon dynamics. *Nature Plants*, 5(9): 944-951 [DOI: 10.1038/s41477-019-0478-9]
- Fan L, Wigneron J P, Ciais P, Chave J, Brandt M, Sitch S, Yue C, Bastos A, Li X, Qin Y W, Yuan W P, Schepaschenko D, Mukhortova L, Li X J, Liu X Z, Wang M J, Frappart F, Xiao X M, Chen J M, Ma M G, Wen J G, Chen X Z, Yang H, van Wees D and Fensholt R. 2023. Siberian carbon sink reduced by forest disturbances. *Nature Geoscience*, 16(1): 56-62 [DOI: 10.1038/s41561-022-01087-x]
- Fan L, Wigneron J P, Xiao Q, Al-Yaari A, Wen J G, Martin-StPaul N, Dupuy J L, Pimont F, Al Bitar A, Fernandez-Moran R and Kerr Y H. 2018. Evaluation of microwave remote sensing for monitoring live fuel moisture content in the Mediterranean region. *Remote Sensing of Environment*, 205: 210-223 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.11.020]
- Fang H Q, Fan L, Ciais P, Xiao J F, Fensholt R, Chen J M, Frappart F, Ju W M, Niu S L, Xiao X M, Yuan W P, Xia J Z, Li X, Liu L Y, Qin Y W, Chang Z B, Yu L, Dong G Y, Cui T X, Li X J and Wigneron J P. 2024. Satellite-based monitoring of China's above-ground biomass carbon sink from 2015 to 2021. *Agricultural and Forest Meteorology*, 356: 110172 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2024.110172]
- Fawcett D, Sitch S, Ciais P, Wigneron J P, Silva-Junior C H L, Heinrich V, Vancutsem C, Achard F, Bastos A, Yang H, Li X J, Albergel C, Friedlingstein P and Aragão L E O C. 2023. Declining amazon biomass due to deforestation and subsequent degradation losses exceeding gains. *Global Change Biology*, 29(4): 1106-1118 [DOI: 10.1111/gcb.16513]
- Feldman A F. 2024. Emerging methods to validate remotely sensed vegetation water content. *Geophysical Research Letters*, 51(14): e2024GL110505 [DOI: 10.1029/2024GL110505]
- Feldman A F, Akbar R and Entekhabi D. 2018a. Characterization of higher-order scattering from vegetation with SMAP measurements. *Remote Sensing of Environment*, 219: 324-338 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.10.022]
- Feldman A F, Chaparro D and Entekhabi D. 2021. Error propagation in microwave soil moisture and vegetation optical depth retrievals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 11311-11323 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3124857]
- Feldman A F, Short Gianotti D J, Konings A G, McColl K A, Akbar R, Salvucci G D and Entekhabi D. 2018b. Moisture pulse-reserve in the soil-plant continuum observed across biomes. *Nature Plants*, 4(12): 1026-1033 [DOI: 10.1038/s41477-018-0304-9]
- Feng Y, Ciais P, Wigneron J P, Xu Y D, Ziegler A D, Van Wees D, Fendrich A N, Spracklen D V, Sitch S, Brandt M, Li W, Fan L, Li X J, Wu J and Zeng Z Z. 2024. Global patterns and drivers of tropical aboveground carbon changes. *Nature Climate Change*, 14(10): 1064-1070 [DOI: 10.1038/s41558-024-02115-x]
- Fernandez-Moran R, Al-Yaari A, Mialon A, Mahmoodi A, Al Bitar A, De Lannoy G, Rodriguez-Fernandez N, Lopez-Baeza E, Kerr Y and Wigneron J P. 2017a. SMOS-IC: an alternative SMOS soil moisture and vegetation optical depth product. *Remote Sensing*, 9(5): 457 [DOI: 10.3390/rs9050457]
- Fernandez-Moran R, Piles M, Entekhabi D, Wigneron J P, Jagdhuber T, Li X J, Baur M J and Gómez-Chova L G. 2023. Land surface model calibration for the future CIMR mission//IGARSS 2023-2023 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Pasadena: IEEE: 2687-2690 [DOI: 10.1109/IGARSS52108.2023.10282514]
- Fernandez-Moran R, Wigneron J P, De Lannoy G, Lopez-Baeza E, Parrens M, Mialon A, Mahmoodi A, Al-Yaari A, Bircher S, Al Bitar A, Richaume P and Kerr Y. 2017b. A new calibration of the effective scattering albedo and soil roughness parameters in the SMOS SM retrieval algorithm. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 62: 27-38 [DOI: 10.1016/j.jag.2017.05.013]
- Fernandez-Moran R, Wigneron J P, Lopez-Baeza E, Al-Yaari A, Coll-Pajaron A, Mialon A, Miernecki M, Parrens M, Salgado-Hernanz P M, Schwank M, Wang S and Kerr Y H. 2015. Roughness and vegetation parameterizations at L-band for soil moisture retrievals over a vineyard field. *Remote Sensing of Environment*, 170: 269-279 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.09.006]
- Fox A M, Hoar T J, Anderson J L, Arellano A F, Smith W K, Litvak M E, MacBean N, Schimel D S and Moore D J P. 2018. Evaluation of a data assimilation system for land surface models using CLM4.5. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 10(10): 2471-2494 [DOI: 10.1029/2018MS001362]
- Frappart F, Wigneron J P, Li X J, Liu X Z, Al-Yaari A, Fan L, Wang M J, Moisy C, Le Masson E, Aoulad Lafkih, Z, Vallé C, Ygorra B and Baghdadi N. 2020. Global monitoring of the vegetation dynamics from the vegetation optical depth (VOD): a review. *Remote Sensing*, 12(18): 2915 [DOI: 10.3390/rs12182915]
- Friedl M A, Sulla-Menashe D, Tan B, Schneider A, Ramankutty N, Sibley A and Huang X M. 2010. MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets. *Remote Sensing of Environment*, 114(1): 168-182 [DOI: 10.1016/j.rse.2009.08.016]
- Fung A K, Li Z and Chen K S. 1992. Backscattering from a randomly rough dielectric surface. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 356-369 [DOI: 10.1109/36.134085]
- Gao L, Ebtehaj A, Chaubell M J, Sadeghi M, Li X J and Wigneron J P. 2021. Reappraisal of SMAP inversion algorithms for soil mois-

- ture and vegetation optical depth. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112627 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112627]
- Gao L, Sadeghi M and Ebtehaj A. 2020. Microwave retrievals of soil moisture and vegetation optical depth with improved resolution using a combined constrained inversion algorithm: application for SMAP satellite. *Remote Sensing of Environment*, 239: 111662 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111662]
- Gevaert A I, Parinussa R M, Renzullo L J, van Dijk A I J M and de Jeu R A M. 2016. Spatio-temporal evaluation of resolution enhancement for passive microwave soil moisture and vegetation optical depth. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 45: 235-244 [DOI: 10.1016/j.jag.2015.08.006]
- Ghosh A, Farhad M M, Hoque M E, Boyd D R, Bourgeau-Chavez L, Cosh M H, Colliander A and Kurum M. 2025. Estimating vegetation optical depth with mobile GNSS transmissiometry in temperate forests during SMAPVEX22. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 18: 6451-6463 [DOI: 10.1109/JSTARS.2025.3541182]
- Goldstein G, Andrade J L, Meinzer F C, Holbrook N M, Cavelier J, Jackson P and Celis A. 1998. Stem water storage and diurnal patterns of water use in tropical forest canopy trees. *Plant, Cell and Environment*, 21(4): 397-406 [DOI: 10.1046/j.1365-3040.1998.00273.x]
- Grant J P, Wigneron J P, De Jeu R A M, Lawrence H, Mialon A, Richaume P, Al Bitar A, Drusch M, van Marle M J E and Kerr Y. 2016. Comparison of SMOS and AMSR-E vegetation optical depth to four MODIS-based vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 172: 87-100 [DOI: 10.1016/j.rse.2015.10.021]
- Gruber A, Dorigo W A, Crow W and Wagner W. 2017. Triple collocation-based merging of satellite soil moisture retrievals. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(12): 6780-6792 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2734070]
- Holmes T, De Jeu R, Owe M, Dolman A. 2009. Land surface temperature from Ka band (37 GHz) passive microwave observations. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 114: D04113 [DOI: 10.1029/2008JD010257]
- Hornbuckle B K, Patton J C, VanLoocke A, Suyker A E, Roby M C, Walker V A, Iyer E R, Herzmann D E and Endacott E A. 2016. SMOS optical thickness changes in response to the growth and development of crops, crop management, and weather. *Remote Sensing of Environment*, 180: 320-333 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.043]
- Hu D, Wang Y, Jing H, Yue L W, Zhang Q, Fan L, Yuan Q Q, Shen H F and Zhang L P. 2025. A global daily seamless 9 km vegetation optical depth (VOD) product from 2010 to 2021. *Earth System Science Data*, 17(6): 2849-2872 [DOI: 10.5194/essd-17-2849-2025]
- Hu L, Zhao T J, Ju W M, Peng Z Q, Shi J C, Rodríguez-Fernández N J, Wigneron J P, Cosh M H, Yang K, Lu H and Yao P P. 2023. A twenty-year dataset of soil moisture and vegetation optical depth from AMSR-E/2 measurements using the multi-channel collaborative algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 292: 113595 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113595]
- Humphrey V and Frankenberg C. 2023. Continuous ground monitoring of vegetation optical depth and water content with GPS signals. *Biogeosciences Discussions*, 20(9): 1789-1811 [DOI: 10.5194/bg-20-1789-2023]
- Jackson T J. 1993. III. Measuring surface soil moisture using passive microwave remote sensing. *Hydrological Processes*, 7(2): 139-152 [DOI: 10.1002/hyp.3360070205]
- Jackson T J, Cosh M H, Bindlish R, Starks P J, Bosch D D, Seyfried M, Goodrich D C, Moran M S and Du J Y. 2010. Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(12): 4256-4272 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2051035]
- Jackson T J and Schmugge T J. 1991. Vegetation effects on the microwave emission of soils. *Remote Sensing of Environment*, 36(3): 203-212 [DOI: 10.1016/0034-4257(91)90057-D]
- Jin R, Li X, Ma M G, Ge Y, Liu S M, Xiao Q, Wen J G, Zhao K, Xin X P, Ran Y H, Liu Q H and Zhang R H. 2017. Key methods and experiment verification for the validation of quantitative remote sensing products. *Advances in Earth Science*, 32(6): 630-642 (晋锐, 李新, 马明国, 葛咏, 刘绍民, 肖青, 闻建光, 赵凯, 辛晓平, 冉有华, 柳钦火, 张仁华. 2017. 陆地定量遥感产品的真实性检验关键技术与试验验证. *地球科学进展*, 32(6): 630-642) [DOI: 10.11867/j.issn.1001-8166.2017.06.0630]
- Jones L A, Ferguson C R, Kimball J S, Zhang K, Chan S T K, McDonald K C, Njoku E G and Wood E F. 2010. Satellite microwave remote sensing of daily land surface air temperature minima and maxima from AMSR-E. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 3(1): 111-123 [DOI: 10.1109/JSTARS.2010.2041530]
- Jones M O, Jones L A, Kimball J S and McDonald K C. 2011. Satellite passive microwave remote sensing for monitoring global land surface phenology. *Remote Sensing of Environment*, 115(4): 1102-1114 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.12.015]
- Karthikeyan L, Pan M, Konings A G, Piles M, Fernandez-Moran R, Nagesh Kumar D and Wood E F. 2019. Simultaneous retrieval of global scale vegetation optical depth, surface roughness, and soil moisture using X-band AMSR-E observations. *Remote Sensing of Environment*, 234: 111473 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111473]
- Kerr Y H, Al-Yaari A, Rodriguez-Fernandez N, Parrens M, Molero B, Leroux D, Bircher S, Mahmoodi A, Mialon A, Richaume P, Delwart S, Al Bitar A, Pellarin T, Bindlish R, Jackson T J, Rudiger C, Waldteufel P, Mecklenburg S and Wigneron J P. 2016. Overview of SMOS performance in terms of global soil moisture monitoring after six years in operation. *Remote Sensing of Environment*, 180: 40-63 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.042]
- Kerr Y H, Waldteufel P, Richaume P, Wigneron J P, Ferrazzoli P, Mahmoodi A, Al Bitar A, Cabot F, Gruhier C, Juglea S E, Leroux D, Mialon A and Delwart S. 2012. The SMOS soil moisture retrieval algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1384-1403 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2184548]

- Kesselring J, Humphrey V, Niederberger M, Feigenwinter I, Shekhar A, Buchmann N and Damm A. 2026. Divergence between *in situ* and satellite-based estimates of forest canopy water content. *Remote Sensing of Environment*, 332: 115097 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.115097]
- Konings A G, McColl K A, Piles M and Entekhabi D. 2015. How many parameters can be maximally estimated from a set of measurements? *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(5): 1081-1085 [DOI: 10.1109/LGRS.2014.2381641]
- Konings A G and Gentine P. 2017. Global variations in ecosystem-scale isohydricity. *Global Change Biology*, 23(2): 891-905 [DOI: 10.1111/gcb.13389]
- Konings A G, Piles M, Das N and Entekhabi D. 2017. L-band vegetation optical depth and effective scattering albedo estimation from SMAP. *Remote Sensing of Environment*, 198: 460-470 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.06.037]
- Konings A G, Saatchi S S, Frankenberg C, Keller M, Leshyk V, Anderson W R L, Humphrey V, Matheny A M, Trugman A, Sack L, Agee E, Barnes M L, Binks O, Cawse-Nicholson K, Christoffersen B O, Entekhabi D, Gentine P, Holtzman N M, Katul G G, Liu Y L, Longo M, Martinez-vilalta J, McDowell N, Meir P, Mencuccini M, Mrad A, Novick K A, Oliveira R S, Siqueira P, Steele-Dunne S C, Thompson D R, Wang Y J, Wehr R, Wood J D, Xu X T and Zuidema P A. 2021. Detecting forest response to droughts with global observations of vegetation water content. *Global Change Biology*, 27(23): 6005-6024 [DOI: 10.1111/gcb.15872]
- Konkathi P and Karthikeyan L. 2022. Error and uncertainty characterization of soil moisture and VOD retrievals obtained from L-band SMAP radiometer. *Remote Sensing of Environment*, 280: 113146 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113146]
- Konkathi P and Karthikeyan L. 2025. Dynamic vegetation parameter retrieval algorithm for SMAP L-band radiometer observations. *Remote Sensing of Environment*, 319: 114641 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.114641]
- Konkathi P, Li X J, Fernandez-Moran R, Liu X Z, Xing Z P, Frappart F, Piles M, Karthikeyan L and Wigneron J P. 2025. A novel calibration of global soil roughness effects for SMOS-IC soil moisture and L-VOD products. *Remote Sensing of Environment*, 329: 114946 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.114946]
- Kumar S V, Holmes T R, Bindlish R, de Jeu R and Peters-Lidard C. 2020. Assimilation of vegetation optical depth retrievals from passive microwave radiometry. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(7): 3431-3450 [DOI: 10.5194/hess-24-3431-2020]
- Kurum M. 2013. Quantifying scattering albedo in microwave emission of vegetated terrain. *Remote Sensing of Environment*, 129: 66-74 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.10.021]
- Kurum M, Lang R H, O'Neill P E, Joseph A T, Jackson T J and Cosh M H. 2011. A first-order radiative transfer model for microwave radiometry of forest canopies at L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(9): 3167-3179 [DOI: 10.1109/TGRS.2010.2091139]
- Lawrence H, Wigneron J P, Demontoux F, Mialon A and Kerr Y H. 2013. Evaluating the semiempirical H-Q model used to calculate the L-band emissivity of a rough bare soil. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 51(7): 4075-4084 [DOI: 10.1109/TGRS.2012.2226995]
- Lawrence H, Wigneron J P, Richaume P, Novello N, Grant J, Mialon A, Al Bitar A, Merlin O, Guyon D, Leroux D, Bircher S and Kerr Y. 2014. Comparison between SMOS vegetation optical depth products and MODIS vegetation indices over crop zones of the USA. *Remote Sensing of Environment*, 140: 396-406 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.07.021]
- Li D Z, Jin R, Zhou J and Kang J. 2015. Analysis and reduction of the uncertainties in soil moisture estimation with the L-MEB model using EFAST and ensemble retrieval. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(6): 1337-1341 [DOI: 10.1109/LGRS.2015.2399776]
- Li L N, Njoku E G, Im E, Chang P S and Germain K S. 2004. A preliminary survey of radio-frequency interference over the U.S. in Aqua AMSR-E data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(2): 380-390 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.817195]
- Li X J, Al-Yaari A, Schwank M, Fan L, Frappart F, Swenson J and Wigneron J P. 2020. Compared performances of SMOS-IC soil moisture and vegetation optical depth retrievals based on Tau-Omega and Two-Stream microwave emission models. *Remote Sensing of Environment*, 236: 111502 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111502]
- Li X J, Ciais P, Fensholt R, Chave J, Sitch S, Canadell J G, Brandt M, Fan L, Xiao X M, Tao S L, Wang H, Albergel C, Yang H, Frappart F, Wang M J, Bastos A, Maisongrande P, Qin Y W, Xing Z P, Cui T X, Yu L, He L, Zheng Y, Liu X Z, Liu Y Q, De Truchis A and Wigneron J P. 2025a. Large live biomass carbon losses from droughts in the northern temperate ecosystems during 2016-2022. *Nature Communications*, 16(1): 4980 [DOI: 10.1038/s41467-025-59999-2]
- Li X J, Ciais P, Frappart F, Scipal K, Fan L, Yang H, Albergel C, Liu X Z, Liu Y Q, Wang M J, Wang H, Xing Z P, De Truchis A and Wigneron J P. 2025b. IB-AGC: annual 25 km global live biomass carbon product from SMOS L-band passive microwave vegetation optical depth. *Scientific Data*, 12: 1156 [DOI: 10.1038/s41597-025-05470-2]
- Li X J, Wigneron J P, Fan L, Frappart F, Yueh S H, Colliander A, Ebtehaj A, Gao L, Fernandez-Moran R, Liu X Z, Wang M J, Ma H L, Moisy C and Ciais P. 2022a. A new SMAP soil moisture and vegetation optical depth product (SMAP-IB): algorithm, assessment and inter-comparison. *Remote Sensing of Environment*, 271: 112921 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112921]
- Li X J, Wigneron J P, Frappart F, De Lannoy G, Fan L, Zhao T J, Gao L, Tao S L, Ma H L, Peng Z Q, Liu X Z, Wang H, Wang M J, Moisy C and Ciais P. 2022b. The first global soil moisture and vegetation optical depth product retrieved from fused SMOS and SMAP L-band observations. *Remote Sensing of Environment*,

- 282: 113272 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113272]
- Li X J, Wigneron J P, Frappart F, Fan L, Ciais P, Fensholt R, Entekhabi D, Brandt M, Konings A G, Liu X Z, Wang M J, Al-Yaari A and Moisy C. 2021. Global-scale assessment and inter-comparison of recently developed/reprocessed microwave satellite vegetation optical depth products. *Remote Sensing of Environment*, 253: 112208 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112208]
- Li X J, Xin X Z, Jiao J J, Peng Z Q, Zhang H L, Shao S S and Liu Q H. 2017. Estimating subpixel surface heat fluxes through applying temperature-sharpening methods to MODIS data. *Remote Sensing*, 9(8): 836 [DOI: 10.3390/rs9080836]
- Liu J, Chai L N, Dong J Z, Zheng D H, Wigneron J P, Liu S M, Zhou J, Xu T R, Yang S Q, Song Y Z, Qu Y Q and Lu Z. 2021a. Uncertainty analysis of eleven multisource soil moisture products in the third pole environment based on the three-corned hat method. *Remote Sensing of Environment*, 255: 112225 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112225]
- Liu X Z, Wigneron J P, Fan L, Frappart F, Ciais P, Baghdadi N, Zribi M, Jagdhuber T, Li X J, Wang M J, Bai X J and Moisy C. 2021b. ASCAT IB: a radar-based vegetation optical depth retrieved from the ASCAT scatterometer satellite. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112587 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112587]
- Liu X Z, Wigneron J P, Wagner W, Frappart F, Fan L, Vreugdenhil M, Baghdadi N, Zribi M, Jagdhuber T, Tao S L, Li X J, Wang H, Wang M J, Bai X J, Mousa B G and Ciais P. 2023. A new global C-band vegetation optical depth product from ASCAT: description, evaluation, and inter-comparison. *Remote Sensing of Environment*, 299: 113850 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113850]
- Liu Y Q, Li X J, Ciais P, Frappart F, Liu X Z, Cosio E G, Zheng Y, Xing Z P, Wang H, Fan L, Chaubell M J and Wigneron J P. 2025. Spatio-temporal dynamics of L-band zeroth-order vegetation scattering albedo from SMAP observations in tropical forests. *Remote Sensing of Environment*, 328: 114890 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.114890]
- Liu Y Y, De Jeu R A M, McCabe M F, Evans J P and van Dijk A I J M. 2011. Global long-term passive microwave satellite-based retrievals of vegetation optical depth. *Geophysical Research Letters*, 38 (18): L18402 [DOI: 10.1029/2011GL048684]
- Liu Y Y, van Dijk A I J M, De Jeu R A M, Canadell J G, McCabe M F, Evans J P and Wang G J. 2015. Recent reversal in loss of global terrestrial biomass. *Nature Climate Change*, 5(5): 470-474 [DOI: 10.1038/nclimate2581]
- Lu Z X, Fan L, Liu X Z, Bai X J, Baghdadi N, Frappart F, Zeng J Y, De Lannoy G, Peng J, Xing Z P, Li X J, Feng Z Z, Li X and Wigneron J P. 2025. Sentinel-1 vegetation optical depth retrievals over the international soil moisture network. *International Journal of Digital Earth*, 18(2): 2555412 [DOI: 10.1080/17538947.2025.2555412]
- Ma H L, Zeng J Y, Zhang X, Fu P, Zheng D H, Wigneron J P, Chen N C and Niyogi D. 2021. Evaluation of six satellite- and model-based surface soil temperature datasets using global ground-based observations. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112605 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112605]
- Ma J J, Liang Y J, Guo X, Huang Y B, Yang M M and Liang C W. 2025. Inversion of vegetation optical depth using satellite-borne GNSS-R based on XGBoost algorithm. *Spacecraft Recovery and Remote Sensing*, 46(3): 147-158 (马嘉嘉, 梁月吉, 郭希, 黄仪邦, 杨蒙蒙, 梁财文. 2025. 基于XGBoost算法的星载GNSS-R植被光学厚度反演. *航天返回与遥感*, 46(3): 147-158) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-8518.2025.03.014]
- Macelloni G, Brogioni M, Leduc-Leballeur M, Montomoli F, Bartsch A, Mialon A, Ritz C, Soteras J C, Stammer D, Picard G, De Carolis G, Boutin J, Johnson J T, Nicholls K W, Jezek K C, Rautianen K, Kaleschke L, Bertino L, Tsang L, van den Broeke M, Skou N and Tietsche S. 2018. Cryorad: a low frequency wideband radiometer mission for the study of the cryosphere//IGARSS 2018-2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Valencia, Spain: IEEE: 1998-2000. [DOI: 10.1109/IGARSS.2018.8519172]
- Martens B, Miralles D G, Lievens H, Van Der Schalie R, De Jeu R A M, Fernández-Prieto D, Beck H E, Dorigo W A and Verhoest N E C. 2017. GLEAM v3: satellite-based land evaporation and root-zone soil moisture. *Geoscientific Model Development*, 10(5): 1903-1925 [DOI: 10.5194/gmd-10-1903-2017]
- Mavrovic A, Sonnentag O, Lemmetyinen J, Baltzer J L, Kinnard C and Roy A. 2023. Reviews and syntheses: recent advances in microwave remote sensing in support of terrestrial carbon cycle science in Arctic-boreal regions. *Biogeosciences*, 20(14): 2941-2970 [DOI: 10.5194/bg-20-2941-2023]
- Mironov V L, Dobson M C, Kaupp V H, Komarov S A and Kleshchenko V N. 2004. Generalized refractive mixing dielectric model for moist soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(4): 773-785 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.823288]
- Mironov V L, Kosolapova L G and Fomin S V. 2009. Physically and mineralogically based spectroscopic dielectric model for moist soils. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 47 (7): 2059-2070 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.2011631]
- Mo T, Choudhury B J, Schmugge T J, Wang J R and Jackson T J. 1982. A model for microwave emission from vegetation-covered fields. *Journal of Geophysical Research: Ocean*, 87(C13): 11229-11237 [DOI: 10.1029/JC087iC13p11229]
- Moesinger L, Dorigo W, de Jeu R, Van Der Schalie R, Scanlon T, Teubner I and Forkel M. 2020. The global long-term microwave vegetation optical depth climate archive (VODCA). *Earth System Science Data*, 12(1): 177-196 [DOI: 10.5194/essd-12-177-2020]
- Momen M, Wood J D, Novick K A, Pangle R, Pockman W T, McDowell N G and Konings A G. 2017. Interacting effects of leaf water potential and biomass on vegetation optical depth. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 122(11): 3031-3046 [DOI: 10.1002/2017JG004145]
- Mucia A, Bonan B, Albergel C, Zheng Y J and Calvet J C. 2022. Assimilation of passive microwave vegetation optical depth in

- LDAS-monde: a case study over the continental US. *Biogeosciences*, 19(10): 2557-2581 [DOI: 10.5194/bg-19-2557-2022]
- Njoku E G, Ashcroft P, Chan T K and Li L. 2005. Global survey and statistics of radio-frequency interference in AMSR-E land observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(5): 938-947 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.837507]
- Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, Chan T K and Nghiem S V. 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(2): 215-229 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.808243]
- Oh Y, Sarabandi K and Ulaby F T. 1992. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(2): 370-381 [DOI: 10.1109/36.134086]
- Owe M, de Jeu R and Holmes T. 2008. Multisensor historical climatology of satellite-derived global land surface moisture. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 113(F1): F01002 [DOI: 10.1029/2007JF000769]
- Pardé M, Wigneron J P, Waldteufel P, Kerr Y H, Chanzy A, Sobjaerg S and Skou N. 2004. N-parameter retrievals from L-band microwave observations acquired over a variety of crop fields. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(6): 1168-1178 [DOI: 10.1109/TGRS.2004.826820]
- Parrens M, Wigneron J P, Richaume P, Mialon A, Al Bitar A, Fernandez-Moran R, Al-Yaari A and Kerr Y H. 2016. Global-scale surface roughness effects at L-band as estimated from SMOS observations. *Remote Sensing of Environment*, 181: 122-136 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.04.006]
- Peischl S, Walker J P, Ryu D, Kerr Y H, Panciera R and Rudiger C. 2012. Wheat canopy structure and surface roughness effects on multiangle observations at L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(5): 1498-1506 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2174644]
- Peng Z Q, Zhao T J, Shi J C, Hu L, Rodríguez-Fernández N J, Wigneron J P, Jackson T J, Walker J P, Cosh M H, Yang K, Lu H, Bai Y, Yao P P, Zheng J Y and Wei Z S. 2024. First mapping of polarization-dependent vegetation optical depth and soil moisture from SMAP L-band radiometry. *Remote Sensing of Environment*, 302: 113970 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113970]
- Phillips N G, Ryan M G, Bond B J, McDowell N G, Hinckley T M and Čermák J. 2003. Reliance on stored water increases with tree size in three species in the Pacific Northwest. *Tree Physiology*, 23(4): 237-245 [DOI: 10.1093/treephys/23.4.237]
- Qin Y W, Xiao X M, Wigneron J P, Ciais P, Brandt M, Fan L, Li X J, Crowell S, Wu X C, Doughty R, Zhang Y, Liu F, Sitch S and Moore III B. 2021. Carbon loss from forest degradation exceeds that from deforestation in the Brazilian Amazon. *Nature Climate Change*, 11(5): 442-448 [DOI: 10.1038/s41558-021-01026-5]
- Qin Y W, Xiao X M, Wigneron J P, Ciais P, Canadell J G, Brandt M, Li X J, Fan L, Wu X C, Tang H, Dubayah R, Doughty R, Crowell S, Zheng B and Moore III B. 2022. Large loss and rapid recovery of vegetation cover and aboveground biomass over forest areas in Australia during 2019-2020. *Remote Sensing of Environment*, 278: 113087 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113087]
- Quegan S, Le Toan T, Chave J, Dall J, Exbrayat J F, Minh D H T, Lomas M, D'Alessandro M M, Paillou P, Papathanassiou K, Rocca F, Saatchi S, Scipal K, Shugart H, Smallman T L, Soja M J, Tebaldini S, Ulander L, Villard L and Williams M. 2019. The European Space Agency BIOMASS mission: measuring forest above-ground biomass from space. *Remote Sensing of Environment*, 227: 44-60 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.032]
- Rao K, Anderegg W R, Sala A, Martínez-Vilalta J and Konings A G. 2019. Satellite-based vegetation optical depth as an indicator of drought-driven tree mortality. *Remote Sensing of Environment*, 227: 125-136 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.026]
- Rao K, Williams A P, Flefil J F and Konings A G. 2020. SAR-enhanced mapping of live fuel moisture content. *Remote Sensing of Environment*, 245: 111797 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111797]
- Rodríguez-Fernández N J, Mialon A, Mermoz S, Bouvet A, Richaume P, Al Bitar A, Al-Yaari A, Brandt M, Kaminski T, Le Toan T, Kerr Y H and Wigneron J P. 2018. An evaluation of SMOS L-band vegetation optical depth (L-VOD) data sets: high sensitivity of L-VOD to above-ground biomass in Africa. *Biogeosciences*, 15(4): 4627-4645 [DOI: 10.5194/bg-15-4627-2018]
- Saatchi S S, Harris N L, Brown S, Lefsky M, Mitchard E T A, Salas W, Zutta B R, Buermann W, Lewis S L, Hagen S, Petrova S, White L, Silman M and Morel A. 2011. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108(24): 9899-9904 [DOI: 10.1073/pnas.1019576108]
- Saleh K, Wigneron J P, De Rosnay P, Calvet J C, Escorihuela M J, Kerr Y and Waldteufel P. 2006. Impact of rain interception by vegetation and mulch on the L-band emission of natural grass. *Remote Sensing of Environment*, 101(1): 127-139 [DOI: 10.1016/j.rse.2005.12.004]
- Santoro M, Cartus O, Carvalhais N, Rozendaal D M A, Avitabile V, Araza A, de Bruin S, Herold M, Quegan S, Rodríguez-Veiga P, Balzter H, Carreiras J, Schepaschenko D, Korets M, Shimada M, Itoh T, Moreno Martínez Á, Cavlovic J, Cazzolla Gatti R, da Conceição Bispo P, Dewnath N, Labrière N, Liang J J, Lindsell J, Mitchard E T A, Morel A, Pacheco Pascagaza A M, Ryan C M, Slik F, Vaglio Laurin G, Verbeeck H, Wijaya A and Willcock S. 2021. The global forest above-ground biomass pool for 2010 estimated from high-resolution satellite observations. *Earth System Science Data*, 13(8): 3927-3950 [DOI: 10.5194/essd-13-3927-2021]
- Santoro M, Cartus O, Quegan S, Kay H, Lucas R M, Araza A, Herold M, Labrière N, Chave J, Rosenqvist Å, Tadono T, Kobayashi K, Kellndorfer J, Avitabile V, Brown H, Carreiras J, Campbell M J, Cavlovic J, da Conceição Bispo P, Gilani H, Khan M L, Kumar A, Lewis S L, Liang J J, Mitchard E T A, Pacheco-Pascagaza A M, Phillips O L, Ryan C M, Saikia P, Schepaschenko D, Sukhdeo H,

- Verbeeck H, Vieilledent G, Wijaya A, Willcock S and Seifert F M. 2024. Design and performance of the climate change initiative biomass global retrieval algorithm. *Science of Remote Sensing*, 10: 100169 [DOI: 10.1016/j.srs.2024.100169]
- Sapes G, Roskillly B, Dobrowski S, Maneta M, Anderegg W R L, Martinez-Vilalta J and Sala A. 2019. Plant water content integrates hydraulics and carbon depletion to predict drought-induced seedling mortality. *Tree Physiology*, 39(8): 1300-1312 [DOI: 10.1093/treephys/tpz062]
- Schlenz F, Dall' Amico J T, Mauser W and Loew A. 2012. Analysis of SMOS brightness temperature and vegetation optical depth data with coupled land surface and radiative transfer models in Southern Germany. *Hydrology and Earth System Sciences*, 16(10): 3517-3533 [DOI: 10.5194/HESS-16-3517-2012]
- Schmugge T J and Choudhury B J. 1981. A comparison of radiative transfer models for predicting the microwave emission from soils. *Radio Science*, 16(5): 927-938 [DOI: 10.1029/RS016i005p00927]
- Schwank M and Naderpour R. 2018. Snow density and ground permittivity retrieved from L-band radiometry: melting effects. *Remote Sensing*, 10(2): 354 [DOI: 10.3390/rs10020354]
- Shamambo D, Bonan B, Calvet J C, Albergel C and Hahn S. 2019. Interpretation of ASCAT radar scatterometer observations over land: a case study over southwestern France. *Remote Sensing*, 11(23): 2842 [DOI: 10.3390/rs11232842]
- Shen X J, Fan L, Zuo T T, Cui T Y, Wu J Y, Ye N, Brakhasi F, Wu X L, Zhu L J, Wigneron J P, Walker J P and Zhang K. 2024. P-band radiometry for enhanced vegetation optical depth (VOD) and soil moisture retrieval in dense crop canopies. *Remote Sensing of Environment*, 313: 114353 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114353]
- Shi J C, Du Y, Du J Y, Jiang L M, Chai L N, Mao K B, Xu P, Ni W J, Xiong C, Liu Q, Liu C Z, Guo P, Cui Q, Li Y Q, Chen J, Wang A Q, Luo H J and Wang Y H. 2012. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters. *Science China Earth Sciences*, 55(7): 1052-1078 (施建成, 杜阳, 杜今阳, 蒋玲梅, 柴琳娜, 毛克彪, 徐鹏, 倪文俭, 熊川, 刘强, 刘晨洲, 郭鹏, 崔倩, 李云青, 陈晶, 王安琪, 罗禾佳, 王殷辉. 2012. 微波遥感地表参数反演进展. *中国科学: 地球科学*, 42(6): 814-842) [DOI: 10.1007/s11430-012-4444-x]
- Singh G, Das N N, Colliander A, Entekhabi D and Yueh S H. 2023. Impact of SAR-based vegetation attributes on the SMAP high-resolution soil moisture product. *Remote Sensing of Environment*, 298: 113826 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113826]
- Skulovich O, Li X J, Wigneron J P and Gentine P. 2024. Global L-band equivalent AI-based vegetation optical depth dataset. *Scientific Data*, 11(1): 936 [DOI: 10.1038/s41597-024-03810-2]
- Tagesson T, Schurgers G, Horion S, Ciais P, Tian F, Brandt M, Ahlström A, Wigneron J P, Ardö J, Olin S, Fan L, Wu Z D and Fensholt R. 2020. Recent divergence in the contributions of tropical and boreal forests to the terrestrial carbon sink. *Nature Ecology and Evolution*, 4(2): 202-209 [DOI: 10.1038/s41559-019-1090-0]
- Tian F, Brandt M, Liu Y Y, Rasmussen K and Fensholt R. 2017. Mapping gains and losses in woody vegetation across global tropical drylands. *Global Change Biology*, 23(4): 1748-1760 [DOI: 10.1111/gcb.13464]
- Tian F, Brandt M, Liu Y Y, Verger A, Tagesson T, Diouf A A, Rasmussen K, Mbow C, Wang Y J and Fensholt R. 2016. Remote sensing of vegetation dynamics in drylands: evaluating vegetation optical depth (VOD) using AVHRR NDVI and *in situ* green biomass data over West African Sahel. *Remote Sensing of Environment*, 177: 265-276 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.056]
- Tian F, Wigneron J P, Ciais P, Chave J, Ogée J, Peñuelas J, Ræbild A, Domec J C, Tong X Y, Brandt M, Mialon A, Rodriguez-Fernandez N, Tagesson T, Al-Yaari A, Kerr Y, Chen C, Myneni R B, Zhang W M, Ardö J and Fensholt R. 2018. Coupling of ecosystem-scale plant water storage and leaf phenology observed by satellite. *Nature Ecology and Evolution*, 2(9): 1428-1435 [DOI: 10.1038/s41559-018-0630-3]
- Tong X W, Brandt M, Yue Y M, Ciais P, Jepsen M R, Penuelas J, Wigneron J P, Xiao X M, Song X P, Horion S, Rasmussen K, Saatchi S, Fan L, Wang K L, Zhang B, Chen Z C, Wang Y H, Li X J and Fensholt R. 2020. Forest management in southern China generates short term extensive carbon sequestration. *Nature Communications*, 11(1): 129 [DOI: 10.1038/s41467-019-13798-8]
- Tong X Y, Tian F, Brandt M, Liu Y, Zhang W M and Fensholt R. 2019. Trends of land surface phenology derived from passive microwave and optical remote sensing systems and associated drivers across the dry tropics 1992 – 2012. *Remote Sensing of Environment*, 232: 111307 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111307]
- Tucker C, Brandt M, Hiernaux P, Kariryaa A, Rasmussen K, Small J, Igel C, Reiner F, Melocik K, Meyer J, Sinno S, Romero E, Glenne E, Fitts Y, Morin A, Pinzon J, McClain D, Morin P, Porter C, Loeffler S, Kergoat L, Issoufou B A, Savadogo P, Wigneron J P, Poulter B, Ciais P, Kaufmann R, Myneni R, Saatchi S and Fensholt R. 2023. Sub-continental-scale carbon stocks of individual trees in African drylands. *Nature*, 615(7950): 80-86 [DOI: 10.1038/s41586-022-05653-6]
- Ulaby F T, Batlivala P P and Dobson M C. 1978. Microwave backscatter dependence on surface roughness, soil moisture, and soil texture: part I-bare soil. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, 16(4): 286-295 [DOI: 10.1109/TGE.1978.294586]
- Vittucci C, Ferrazzoli P, Kerr Y, Richaume P, Guerriero L, Rahmoune R and Laurin G V. 2016. SMOS retrieval over forests: exploitation of optical depth and tests of soil moisture estimates. *Remote Sensing of Environment*, 180: 115-127 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.03.004]
- Veugdenhil M, Dorigo W A, Wagner W, De Jeu R A M, Hahn S and van Marle M J E. 2016. Analyzing the vegetation parameterization in the TU-Wien ASCAT soil moisture retrieval. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(6): 3513-3531 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2519842]
- Wang H, Ciais P, Yang H, Smith P, Grassi G, Schwingshackl C, Pana-

- gos P, Bar-On Y, Sitch S, Chevallier F, Palmer P I, Li X J, Hong S B, Chang J F, Albergel C, Fan L, Wang K, Liu L B, Frappart F and Wigneron J P. 2025. Land use-induced soil carbon loss in the dry tropics nearly offsets gains in northern lands. *Nature Communications*, 16(1): 10008 [DOI: 10.1038/s41467-025-64929-3]
- Wang H, Wigneron J P, Ciais P, Yao Y T, Fan L, Liu X Z, Li X J, Green J K, Tian F, Tao S L, Li W, Frappart F, Albergel C, Wang M J and Li S C. 2023. Seasonal variations in vegetation water content retrieved from microwave remote sensing over Amazon intact forests. *Remote Sensing of Environment*, 285: 113409 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.113409]
- Wang J R and Schmugge T J. 1980. An empirical model for the complex dielectric permittivity of soils as a function of water content. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, GE-18 (4): 288-295 [DOI: 10.1109/TGRS.1980.350304]
- Wang M J, Ciais P, Frappart F, Tao S L, Fan L, Sun R, Li X J, Liu X Z, Wang H and Wigneron J P. 2024. A novel AMSR2 retrieval algorithm for global C-band vegetation optical depth and soil moisture (AMSR2 IB): parameters' calibration, evaluation and inter-comparison. *Remote Sensing of Environment*, 313: 114370 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114370]
- Wang M J, Fan L, Frappart F, Ciais P, Sun R, Liu Y, Li X J, Liu X Z, Moisy C and Wigneron J P. 2021a. An alternative AMSR2 vegetation optical depth for monitoring vegetation at large scales. *Remote Sensing of Environment*, 263: 112556 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112556]
- Wang M J, Wigneron J P, Sun R, Fan L, Frappart F, Tao S L, Chai L N, Li X J, Liu X Z, Ma H L, Moisy C and Ciais P. 2021b. A consistent record of vegetation optical depth retrieved from the AMSR-E and AMSR2 X-band observations. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 105: 102609 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102609]
- Wang X, Dannenberg M P, Yan D, Jones M O, Kimball J S, Moore D J P, van Leeuwen W J D, Didan K and Smith W K. 2020. Globally consistent patterns of asynchrony in vegetation phenology derived from optical, microwave, and fluorescence satellite data. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 125(7): e2020JG005732 [DOI: 10.1029/2020JG005732]
- Wang X Y, Fang S B and Han J H. 2025. Statistical downscaling method for vegetation optical depth based on NDVI. *Journal of Applied Meteorological Science*, 36(1): 33-42 (王薪宇, 房世波, 韩佳昊. 2025. 基于NDVI的植被光学厚度统计降尺度方法. *应用气象学报*, 36(1): 33-42) [DOI: 10.11898/1001-7313.20250104]
- Wang Z Y, Che T and Liou Y A. 2016. Global sensitivity analysis of the L-MEB model for retrieving soil moisture. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(5): 2949-2962 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2509176]
- Wigneron J P, Calvet J C, Pellarin T, Van de Griend A A, Berger M and Ferrazzoli P. 2003. Retrieving near-surface soil moisture from microwave radiometric observations: current status and future plans. *Remote Sensing of Environment*, 85(4): 489-506 [DOI: 10.1016/S0034-4257(03)00051-8]
- Wigneron J P, Ciais P, Li X J, Brandt M, Canadell J G, Tian F, Wang H, Bastos A, Fan L, Gatica G, Kashyap R, Liu X Z, Sitch S, Tao S L, Xiao X M, Yang H, Villar J C E, Frappart F, Li W, Qin Y W, De Truchis A and Fensholt R. 2024. Global carbon balance of the forest: satellite-based L-VOD results over the last decade. *Frontiers in Remote Sensing*, 5: 1338618 [DOI: 10.3389/frsen.2024.1338618]
- Wigneron J P, Fan L, Ciais P, Bastos A, Brandt M, Chave J, Saatchi S, Baccini A and Fensholt R. 2020. Tropical forests did not recover from the strong 2015-2016 El Niño event. *Science Advances*, 6 (6): eaay4603 [DOI: 10.1126/sciadv.aay4603]
- Wigneron J P, Jackson T J, O'Neill P, De Lannoy G, De Rosnay P, Walker J P, Ferrazzoli P, Mironov V, Bircher S, Grant J P, Kurum M, Schwank M, Munoz-Sabater J, Das N, Royer A, Al-Yaari A, Al Bitar A, Fernandez-Moran R, Lawrence H, Mialon A, Parrens M, Richaume P, Delwart S and Kerr Y. 2017. Modelling the passive microwave signature from land surfaces: a review of recent results and application to the L-band SMOS and SMAP soil moisture retrieval algorithms. *Remote Sensing of Environment*, 192: 238-262 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.024]
- Wigneron J P, Kerr Y, Chanzy A and Jin Y Q. 1993. Inversion of surface parameters from passive microwave measurements over a soybean field. *Remote Sensing of Environment*, 46(1): 61-72 [DOI: 10.1016/0034-4257(93)90032-S]
- Wigneron J P, Kerr Y, Waldteufel P, Saleh K, Escorihuela M J, Richaume P, Ferrazzoli P, De Rosnay P, Gurney R, Calvet J C, Grant J P, Guglielmetti M, Hornbuckle B, Mätzler C, Pellarin T and Schwank M. 2007. L-band microwave emission of the biosphere (L-MEB) model: description and calibration against experimental data sets over crop fields. *Remote Sensing of Environment*, 107 (4): 639-655 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.10.014]
- Wigneron J P, Li X J, Frappart F, Fan L, Al-Yaari A, De Lannoy G, Liu X Z, Wang M J, Le Masson E and Moisy C. 2021. SMOS-IC data record of soil moisture and L-VOD: historical development, applications and perspectives. *Remote Sensing of Environment*, 254: 112238 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112238]
- Wigneron J P, Parde M, Waldteufel P, Chanzy A, Kerr Y, Schmidl S and Skou N. 2004. Characterizing the dependence of vegetation model parameters on crop structure, incidence angle, and polarization at L-band. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 42(2): 416-425 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.817976]
- Winkler K, Yang H, Ganzenmüller R, Fuchs R, Ceccherini G, Duveiller G, Grassi G, Pongratz J, Bastos A, Shvidenko A, Araza A, Herold M, Wigneron J P and Ciais P. 2023. Changes in land use and management led to a decline in Eastern Europe's terrestrial carbon sink. *Communications Earth and Environment*, 4(1): 237 [DOI: 10.1038/s43247-023-00893-4]
- Wu X D, Wen J G, Xiao Q, Li X, Liu Q, Tang Y, Dou B C, Peng J J, You D Q and Li X W. 2015. Advances in validation methods for remote sensing products of land surface parameters. *National Re-*

- mote Sensing Bulletin, 19(1): 75-92 (吴小丹, 闻建光, 肖青, 李新, 刘强, 唐勇, 窦宝成, 彭菁菁, 游冬琴, 李小文. 2015. 关键陆表参数遥感产品真实性检验方法研究进展. 遥感学报, 19(1): 75-92) [DOI: 10.11834/jrs.20154009]
- Wu X D, Xiao Q, Wen J G, You D Q and Hueni A. 2019. Advances in quantitative remote sensing product validation: overview and current status. *Earth-Science Reviews*, 196: 102875 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2019.102875]
- Xiao Y, Li X J, Fan L, De Lannoy G, Peng J, Frappart F, Ebtehaj A, de Rosnay P, Xing Z P, Yu L, Dong G Y, Yueh S H, Colliander A and Wigneron J P. 2024. Optimal model-based temperature inputs for global soil moisture and vegetation optical depth retrievals from SMAP. *Remote Sensing of Environment*, 311: 114240 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114240]
- Xing Z P, Fan L, Zhao L, De Lannoy G, Frappart F, Peng J, Li X J, Zeng J Y, Al-Yaari A, Yang K, Zhao T J, Shi J C, Wang M J, Liu X Z, Hu G J, Xiao Y, Du E J, Li R, Qiao Y P, Shi J Z, Wen J G, Ma M G and Wigneron J P. 2021. A first assessment of satellite and reanalysis estimates of surface and root-zone soil moisture over the permafrost region of Qinghai-Tibet Plateau. *Remote Sensing of Environment*, 265: 112666 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112666]
- Xing Z P, Li X J, Fan L, Colliander A, Frappart F, De Rosnay P, Fernandez-Moran R, Liu X Z, Wang H, Zhao L and Wigneron J P. 2023. Assessment of 9 km SMAP soil moisture: evidence of narrowing the gap between satellite retrievals and model-based reanalysis. *Remote Sensing of Environment*, 296: 113721 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113721]
- Yan Q Y, Jin S J, Huang W M, Jia Y and Wei S Y. 2021. Retrievals of soil moisture and vegetation optical depth using CyGNSS data. *Journal of Nanjing University of Information Science and Technology*, 13(2): 194-203 (严清赞, 金双根, 黄为民, 贾燕, 魏思远. 2021. 基于CyGNSS数据的土壤水分与植被光学厚度反演研究. 南京信息工程大学学报, 13(2): 194-203) [DOI: 10.13878/j.cnki.jnuist.2021.02.009]
- Yang H, Ciais P, Wigneron J P, Chave J, Cartus O, Chen X Z, Fan L, Green J K, Huang Y Y, Joetzer E, Kay H, Makowski D, Maignan F, Santoro M, Tao S L, Liu L Y and Yao Y T. 2022. Climatic and biotic factors influencing regional declines and recovery of tropical forest biomass from the 2015/16 El Niño. *Proceedings of the National Academy of Sciences the United States of America*, 119 (26): e2101388119 [DOI: 10.1073/pnas.2101388119]
- Yang H, Ciais P, Frappart F, Li X J, Brandt M, Fensholt R, Fan L, Saatchi S, Besnard S, Deng Z, Bowring S and Wigneron J P. 2023. Global increase in biomass carbon stock dominated by growth of northern young forests over past decade. *Nature Geoscience*, 16 (10): 886-892 [DOI: 10.1038/s41561-023-01274-4]
- Yang N, Deng S L, Fan Y H and Xie G X. 2024. Advances in research on the dynamic monitoring of global vegetation based on the vegetation optical depth. *Remote Sensing for Natural Resources*, 36 (2): 1-9 (杨妮, 邓树林, 樊艳红, 谢国雪. 2024. 基于植被光学厚度的全球植被动态监测进展. 自然资源遥感, 36(2): 1-9) [DOI: 10.6046/zrzyyg.2023059]
- Yao Y T, Humphrey V, Konings A G, Wang Y J, Yin Y, Holtzman N, Wood J D, Bar-On Y and Frankenberg C. 2024. Investigating diurnal and seasonal cycles of vegetation optical depth retrieved from GNSS signals in a broadleaf forest. *Geophysical Research Letters*, 51(6): e2023GL107121 [DOI: 10.1029/2023GL107121]
- Yi C X, Li X J, Zeng J Y, Fan L, Xie Z Q, Gao L, Xing Z P, Ma H L, Boudah A, Zhou H W, Zhou W J, Sheng Y, Dong T X and Wigneron J P. 2023. Assessment of five SMAP soil moisture products using ISMN ground-based measurements over varied environmental conditions. *Journal of Hydrology*, 619: 129325 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2023.129325]
- Zhang F and Zhou G S. 2018. Research progress on monitoring vegetation water content by using hyperspectral remote sensing. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 42(5): 517-525 (张峰, 周广胜. 2018. 植被含水量高光谱遥感监测研究进展. 植物生态学报, 42(5): 517-525) [DOI: 10.17521/cjpe.2017.0313]
- Zhang X, Zhang X, Terfa B K, Nam W H, Zeng J Y, Ma H L, Gu X H, Du W Y, Wang C, Yang J, Wang P, Niyogi D and Chen N C. 2024. Mapping global drought-induced forest mortality based on multiple satellite vegetation optical depth data. *Remote Sensing of Environment*, 315: 114406 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114406]
- Zhang Y, Zhou S, Gentine P and Xiao X M. 2019. Can vegetation optical depth reflect changes in leaf water potential during soil moisture dry-down events? *Remote Sensing of Environment*, 234: 111451 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111451]
- Zhang Y, Ciais P, Wigneron J P, Chave J, Cong N, Li X J, Yang Y and Saatchi S. 2025. How accurately does L band vegetation optical depth predict aboveground biomass? *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 144: 104931 [DOI: 10.1016/j.jag.2025.104931]
- Zhao M, Humphrey V, Feldman A F and Konings A G. 2024a. Temperature is likely an important omission in interpreting vegetation optical depth. *Geophysical Research Letters*, 51(15): e2024GL110094. [DOI: 10.1029/2024GL110094]
- Zhao T J. 2018. Recent advances of L-band application in the passive microwave remote sensing of soil moisture and its prospects. *Progress in Geography*, 37(2): 198-213 (赵天杰. 2018. 被动微波反演土壤水分的L波段新发展及未来展望. 地理科学进展, 37 (2): 198-213) [DOI: 10.18306/dlkxjz.2018.02.003]
- Zhao T J, Shi J C, Bindlish R, Jackson T J, Kerr Y H, Cosh M H, Cui Q, Li Y Q, Xiong C and Che T. 2015. Refinement of SMOS multi-angular brightness temperature toward soil moisture retrieval and its analysis over reference targets. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 8(2): 589-603 [DOI: 10.1109/JSTARS.2014.2336664]
- Zhao T J, Shi J C, Entekhabi D, Jackson T J, Hu L, Peng Z Q, Yao P P, Li S N and Kang C S. 2021. Retrievals of soil moisture and vegetation optical depth using a multi-channel collaborative algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 257: 112321 [DOI: 10.1016/j.

- rse.2021.112321]
- Zhao Z, Ciais P, Wigneron J P, Santoro M, Brandt M, Kleinschroth F, Lewis S L, Chave J, Fensholt R, Laporte N, Sonwa D J, Saatchi S S, Fan L, Yang H, Li X J, Wang M J, Zhu L, Xu Y D, He J Y and Li W. 2024b. Central African biomass carbon losses and gains during 2010-2019. *One Earth*, 7(3): 506-519 [DOI: 10.1016/j.oneear.2024.01.021]
- Zheng D H, Wang X, Van Der Velde R, Ferrazzoli P, Wen J, Wang Z L, Schwank M, Colliander A, Bindlish R and Su Z B. 2018. Impact of surface roughness, vegetation opacity and soil permittivity on L-band microwave emission and soil moisture retrieval in the third pole environment. *Remote Sensing of Environment*, 209: 633-647 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.03.011]
- Zheng J Y, Zhao T J, Lü H S, Shi J C, Cosh M H, Ji D B, Jiang L M, Cui Q, Lu H, Yang K, Wigneron J P, Li X J, Zhu Y H, Hu L, Peng Z Q, Zeng Y L, Wang X Y and Kang C S. 2022. Assessment of 24 soil moisture datasets using a new in situ network in the Shandian River Basin of China. *Remote Sensing of Environment*, 271: 112891 [DOI: 10.1016/j.rse.2022.112891]
- Zhong S Y, Fan L, De Lannoy G, Frappart F, Zeng J Y, Vreugdenhil M, Peng J, Liu X Z, Xing Z P, Wang M J, Li X J, Wang H and Wigneron J P. 2024. Quantitative assessment of various proxies for downscaling coarse-resolution VOD products over the contiguous United States. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 130: 103910 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103910]
- Zhou Z L, Fan L, De Lannoy G, Liu X Z, Peng J, Bai X J, Frappart F, Baghdadi N, Xing Z P, Li X J, Ma M G, Li X, Che T, Geng L Y and Wigneron J P. 2022. Retrieval of high-resolution vegetation optical depth from Sentinel-1 data over a grassland region in the Heihe river basin. *Remote Sensing*, 14(21): 5468 [DOI: 10.3390/rs14215468]
- Zhu L H, Li Y M, Xia Q, Zheng Q, Zhao S and Huang Z. 2025. High-Resolution Vegetation Optical Depth Retrieved From Sentinel-1 C-Band SAR Data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 18: 19618-19634 [DOI: 10.1109/JSTARS.2025.3593342]
- Zotta R M, Moesinger L, Van Der Schalie R, Vreugdenhil M, Preimesberger W, Frederikse T, de Jeu R and Dorigo W. 2024. VODCA v2: multi-sensor, multi-frequency vegetation optical depth data for long-term canopy dynamics and biomass monitoring. *Earth System Science Data*, 16(10): 4573-4617 [DOI: 10.5194/essd-16-4573-2024]

An overview of global microwave Vegetation Optical Depth (VOD) : Methods, products, validation, and applications

LI Xiaojun¹, FAN Lei^{2,3}, WANG Mengjia⁴, LIU Xiangzhuo⁵, XIAO Yao², CUI Tianxiang⁶,
FRAPPART Frédéric⁵, WIGNERON Jean-Pierre⁵

1. Faculty of Geosciences and Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;

2. Chongqing Jinpo Mountain Karst Ecosystem National Observation and Research Station, School of Geographical Sciences, Southwest University, Chongqing 400715, China;

3. Yibin Academy of Southwest University, Yibin 644000, China;

4. School of Geo-Science and Technology, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

5. France's National Research Institute for Agriculture, Food and Environment (INRAE), Bordeaux 33140, France;

6. Co-Innovation Center for Sustainable Forestry in Southern China, Nanjing Forestry University, Nanjing 210042, China

Abstract: Microwave Vegetation Optical Depth (VOD) is an important remote sensing parameter for characterizing vegetation water content, structure, and carbon-related ecosystem processes. As a result of the penetration and all-weather observation capabilities of microwave signals, VOD is less affected by signal saturation and cloud contamination than optical vegetation indices, providing unique information on vegetation water status and biomass dynamics. This review aims to summarize the theoretical basis, product development, validation methods, uncertainty sources, and major applications of VOD and identify key challenges and future directions for improving VOD retrieval and application.

We systematically reviewed the development of VOD from three aspects: retrieval algorithms supporting product development, product validation and uncertainty assessment, and applications. First, the microwave radiative transfer theory and vegetation scattering mechanisms underlying VOD retrieval were summarized. Second, representative VOD retrieval frameworks and major products from active and passive microwave sensors were reviewed. Finally, existing validation strategies, uncertainty analyses, and application studies were synthesized to clarify the current status and limitations of VOD research.

The review shows that the zeroth-order τ - ω model remains the dominant theoretical basis for passive microwave VOD retrieval, whereas inter-product consistency is largely constrained by the parameterization of essential radiative transfer variables, particularly effective scattering albedo and surface roughness. Multi-source fusion and advanced radiative transfer models provide promising pathways

for improving retrieval accuracy and integrating multi-frequency VOD information. However, developing physically based and widely accepted parameterization schemes across frequencies remains a major challenge. Regarding product development, passive microwave observations have supported the development of multi-frequency, long-term VOD records, whereas long-term active microwave VOD datasets and global fusion products with broad spatial coverage and high spatial resolution remain limited. The absence of a globally consistent reference VOD dataset for product validation and uncertainty assessment indicates that current assessments still rely on indirect vegetation-related proxies, such as optical vegetation indices, aboveground biomass, and canopy height, complicating the differentiation of biomass-related signals from variations in vegetation water content. Current uncertainties in VOD products primarily arise from errors in observation and land surface temperature inputs; poorly defined retrievals; calibration issues of essential radiative transfer parameters; ancillary data errors; inconsistent frequency-dependent physical relationships; limited use of polarization information; and retrieval difficulties over complex surfaces, frozen ground, and snow-covered regions.

Although current active and passive VOD products across different frequencies still require improvements in retrieval accuracy, inter-product consistency, and validation, existing studies have demonstrated that VOD, especially at low microwave frequencies, provides complementary and relatively independent information for constraining forest carbon stocks, detecting drought stress, and assessing fire risk. It also shows strong potential for land surface data assimilation and carbon – water cycle applications. Future research should focus on strengthening physical constraints regarding multi-frequency radiative transfer parameters; developing cross-mission and harmonized long-term VOD products with increased spatial resolution; improving validation systems via field observations, GNSS-based measurements, and triple collocation methods; and enhancing the synergistic use of VOD with soil moisture, other vegetation-related remote sensing indices, and land surface models. These advancements will improve the spatial and temporal resolution, physical consistency, and quantitative reliability of VOD-based vegetation monitoring and carbon cycle studies, providing a strong observational basis for ecosystem assessment and land surface process modeling under global change.

Key words: passive microwave remote sensing, active microwave remote sensing, Vegetation Optical Depth (VOD), Vegetation Water Content (VWC), vegetation phenology applications, forest carbon sink monitoring

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42322103, 42501480, 42301401); Natural Science Foundation of Chongqing, China (No. CSTB2024NSCQ-JQX0010); Sichuan Science and Technology Program (No. 2026YFHZ0027)