

doi: 10.6046/zrzyyg.2023059

引用格式: 杨妮,邓树林,樊艳红,等. 基于植被光学厚度的全球植被动态监测进展[J]. 自然资源遥感, 2024, 36(2): 1-9.  
(Yang N, Deng S L, Fan Y H, et al. Advances in research on the dynamic monitoring of global vegetation based on the vegetation optical depth[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(2): 1-9.)

# 基于植被光学厚度的全球植被动态监测进展

杨妮<sup>1,2</sup>, 邓树林<sup>3</sup>, 樊艳红<sup>2</sup>, 谢国雪<sup>4</sup>

(1. 中国地质大学(武汉)地理与信息工程学院, 武汉 430074; 2. 广西财经学院管理科学与工程学院, 南宁 530003; 3. 南宁师范大学地理科学与规划学院, 南宁 530001; 4. 广西农业科学院农业科技信息研究所, 南宁 530003)

**摘要:** 植被光学厚度(vegetation optical depth, VOD)为一种基于微波的植被含水量和生物量估算方法。与光学遥感相比,卫星 VOD 对大气扰动的敏感性较低,可测量植被不同方面的特征和信息,为全球植被监测提供了一个独立和互补的数据源,已经被广泛用于研究全球气候和环境变化对植被的影响。了解目前 VOD 在全球植被动态监测的应用研究进展,对其进一步发展和深入应用非常重要。鉴于此,文章首先重点介绍了被动微波和主动微波反演 VOD 的主要方法,对比分析不同传感器 VOD 产品的主要特点;然后,从植被特征监测(如植被含水量、生物量)、碳平衡分析、干旱监测、物候分析等方面总结当前 VOD 在植被动态监测应用方面的研究进展;最后,探讨了 VOD 产品的优缺点和改进方法,进一步展望了 VOD 技术在植被动态监测中的应用前景。

**关键词:** 植被光学厚度; 植被含水量; 生物量; 植被物候分析; 碳平衡分析

**中图法分类号:** TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2024)02-0001-09

## 0 引言

植被是陆面能量、水和碳平衡的关键要素,极易受气候变化和人类活动的影响<sup>[1]</sup>。卫星遥感获取的长时间、大范围、空间连续的较高空间分辨率观测数据,可用于监测全球或区域尺度的植被时空动态变化。微波遥感传感器主要有被动(辐射计)和主动(雷达)2种类型,微波波段的波长为 1 mm~1 m,频率为 0.3~300 GHz。微波遥感具有极强的穿透能力,不受云雨雾的影响,可获取不同于可见光和红外遥感反演的植被状态信息<sup>[2]</sup>。植被会减弱陆面发射或反射的微波辐射,而微波遥感可观测到植被对微波的衰减程度<sup>[1,3]</sup>。这种衰减程度通常称为植被光学厚度(vegetation optical depth, VOD),与植被冠层内微波消光效应强度有关<sup>[3-4]</sup>。卫星 VOD 具有时间分辨率高、不受云雨雾的影响等优点,弥补了光

学植被产品归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)的不足,为全球陆地植被监测提供了另一种手段,目前已经被广泛用于大范围的植被生态变化监测<sup>[1]</sup>。

自 1978 年以来,学者们基于多个卫星传感器成功反演了大量的长时序 VOD 数据产品,包括 ASCAT<sup>[5]</sup>, AMSR-E, AMSR-2<sup>[6-7]</sup>, SMOS<sup>[8]</sup> 和 SMAP<sup>[9]</sup> 等。基于不同光谱波段(L, C, X 和 Ku)微波遥感反演的 VOD,包含植被含水量(vegetation water content, VWC)和地上生物量(above ground biomass, AGB)等不同类型的植被状态信息。不同光谱波段反演的 VOD 对冠层生物量的敏感性不一致,例如基于较长波长反演的 VOD 对较大植被生物量和较深植被层更敏感<sup>[10]</sup>。不同 VOD 产品对同一类型植被变化的评估可能存在一定的差异。目前, VOD 已被用于监测植被物候<sup>[11]</sup>、长期植被变化<sup>[12]</sup>、植被对干旱的响应<sup>[13-14]</sup>、与火灾相关的植被变化<sup>[15]</sup>、森林损

收稿日期: 2023-03-08; 修订日期: 2023-05-23

**基金项目:** 国家自然科学基金项目“基于叶绿素荧光等多源卫星遥感的甘蔗旱灾机理与监测方法研究”(编号: 桂科 42061071)、广西科技基地和人才专项“西南农业干旱时空变化的检测与归因研究”(编号: AD20297027)、广西自然科学基金项目“我国东部季风区雨季变化的检测与归因研究”(编号: 2021GXNSFBA220061)、广西哲学社会科学规划研究课题“共同富裕目标下石漠化连片特困区多维相对贫困测度与治理研究”(编号: 22FTJ003)、广西高校中青年骨干教师科研基础能力提升项目“气候变化背景下西南农业干旱的变化与机理研究”(编号: 2021KY0397)和统计学广西一流学科建设项目(编号: 桂教科研[2022]1号)共同资助。

**第一作者:** 杨妮(1989-),女,博士研究生,副教授,主要从事 GIS 与遥感应用、空间信息技术应用与服务研究。Email: yangniyy@163.com。

**通信作者:** 邓树林(1989-),男,博士,副教授,主要从事资源环境遥感研究。Email: dengshulin12531@163.com。

失<sup>[16]</sup>以及 AGB 评估<sup>[17-18]</sup>等。因此,有必要对 VOD 在全球植被动态监测应用方面的相关研究进行梳理与总结。本文将针对 VOD 的微波遥感反演方法、不同产品特点、植被动态监测等方面的研究进展进行述评。

## 1 VOD 反演方法研究

### 1.1 基于被动和主动微波遥感的 VOD 反演

VOD 可以通过被动和主动微波技术进行反演。辐射计测量地球表面以给定频率发射的热辐射,以亮度温度  $T_B$  表示发射相同辐射的等效黑体的温度<sup>[19]</sup>。在给定的微波波长  $\lambda$ /频率  $f$  下,对于给定典型地球表面温度  $T$ ,黑体辐射的比强度  $I_0$  可由普朗克定律推导出。 $I_0$  可表示为<sup>[1]</sup>:

$$I_0 = \frac{K_B T}{\lambda^2}, \quad (1)$$

式中  $K_B$  为玻尔兹曼常数,为  $1.380\,648\,8 \times 10^{-23}$  J/K。

$T_B$  定义为强度为  $I_0$  的一般(非黑体)热辐射,计算公式为<sup>[1]</sup>:

$$T_B = \frac{\lambda^2}{K_B} I_0. \quad (2)$$

$$T_B^p = T_{Ser}^p \Gamma^p + (1 - \omega^p) T_C (1 - \Gamma^p) + (1 - e_r^p) (1 - \omega^p) T_C (1 - \Gamma^p) \Gamma^p, \quad (5)$$

式中:  $P$  为极化方式(水平和垂直);  $T_{Ser}$  为土壤温度;  $T_C$  为冠层温度;  $\omega$  为单次散射反照率;  $e_r$  为土壤发射率,由土壤湿度、温度和粗糙度决定;  $\Gamma$  为 VOD 和观测入射角  $\mu$  确定的植被透过率<sup>[14]</sup>。 $\Gamma$  计算公式为:

$$\Gamma = \exp(-VOD/\cos\mu). \quad (6)$$

土地参数反演模型(land parameter retrieval model, LPRM)<sup>[21]</sup>基于上述辐射传输模型,在单次散射反照率恒定、冠层表面温度等于夜间土壤表面温度、水平极化和垂直极化植被参数相等、表面粗糙度值固定的假设下,可以同时获取土壤湿度和 VOD。LPRM 可以应用于不同卫星的不同微波波长和视角的观测。因此,VOD 数据集来源于不同卫星上的一系列被动微波传感器的观测,主要包括国防气象卫星计划的特殊传感器微波成像仪(SSM/I)、Aqua 卫星上的先进微波扫描辐射计-地球观测系统(AMSR-E)和 WindSat 的辐射计<sup>[14,17]</sup>。

#### 1.1.2 基于卫星的主动观测

水云模型(water cloud model, WCM)是一种半经验模型,用于模拟植被和裸露土壤地表的雷达后向散射信号<sup>[5]</sup>。同时,WCM 是一种从雷达数据中

热辐射体的亮度温度  $T_B$  与其发射率  $e$  和真实温度  $T$  线性相关<sup>[1]</sup>,公式为:

$$T_B = eT. \quad (3)$$

雷达测量地球表面反向散射的电磁波功率  $EM$ 。表面的反射特性通过后向散射系数  $\sigma^\circ$  表示,  $\sigma^\circ$  是发射功率  $P_e$ 、反射功率  $P_r$ 、天线特性和被照射区域特性的函数,可定义为<sup>[1]</sup>:

$$\sigma^\circ = \frac{(4\pi)^3 R^4}{\lambda^2} \frac{L_e L_r}{G_e G_r} \frac{P_r}{P_e S_{eff}}, \quad (4)$$

式中:  $R$  为传感器到地球表面的距离;  $G_e, G_r$  分别为天线在发射和接收处的增益;  $L_e, L_r$  分别为天线在发射和接收处的损耗;  $S_{eff}$  为有效地表。

#### 1.1.1 基于卫星的被动观测

VOD 是植被介电特性的函数,主要响应于包括绿色和非绿色成分的地上植被总含水量,随植物结构以及传感器波长和观测角度而变化<sup>[4]</sup>。基于卫星的被动微波观测的  $T_B$  主要由 3 部分组成: ①被覆盖植被衰减的土层辐射; ②植被向上辐射; ③来自植被的向下辐射,被土层向上反射,再次被植被衰减<sup>[20]</sup>。计算公式为:

获取 VOD 产品的有效工具,该模型的配置在大尺度下的计算仍较高效,并提供简单的分析解决方案<sup>[22]</sup>。在 WCM 中,植被-土壤表面反射的总后向散射  $\sigma_{obs}^\circ$  被分解为植被的直接后向散射  $\sigma_{vege}^\circ$ 、植被和土壤之间的双反弹后向散射  $\sigma_{vege+soil}^\circ$  和植被冠层衰减后的土壤表面直接后向散射  $\sigma_{soil}^\circ$ <sup>[5]</sup>。植被的衰减效应由植被透射率  $\gamma^2$  参数化,该透射率可以根据入射角  $\theta$  (一般取  $40^\circ$ ) 计算。VOD 的相关计算公式<sup>[5, 23]</sup>分别为:

$$\sigma_{obs}^\circ = \sigma_{vege}^\circ + \gamma^2 \sigma_{soil}^\circ + \sigma_{vege+soil}^\circ, \quad (7)$$

$$\sigma_{vege}^\circ = AV_1 \cos\theta (1 - \gamma^2), \quad (8)$$

$$\sigma_{soil(dB)}^\circ = 10 \lg \sigma_{soil}^\circ = C + D \cdot SM, \quad (9)$$

$$\gamma^2 = \exp(-2VOD/\cos\theta), \quad (10)$$

式中:  $A$  为全覆盖植被冠层后向散射<sup>[24]</sup>;  $V_1$  指数一般可设为 1<sup>[5]</sup>;  $C$  为极干燥条件下的雷达后向散射;  $D$  为雷达数据对土壤湿度的敏感性参数;  $SM$  为土壤湿度;  $\sigma_{soil(dB)}^\circ$  为土壤反射散射, dB。

根据 Baghdadi 等<sup>[25]</sup>和 Zribi 等<sup>[26]</sup>的进一步推导,可忽略  $\sigma_{vege+soil}^\circ$  项, VOD 可表示为:

$$VOD = -\frac{1}{2} \cos\theta \ln \left( \frac{\sigma_{obs}^\circ - A \cos\theta}{10^{0.1(C+D \cdot SM)} - A \cos\theta} \right), \quad (11)$$

式中参数  $A$ 、 $C$  和  $D$  必须对全球或区域的每个像素进行校准。即在反演 VOD 之前,需要先对 WCM 模型进行校准后才能获得  $A$ 、 $C$  和  $D$  参数。一般是首先通过选择可以忽略植被影响的空间/时间条件对土壤参数( $C$  和  $D$ )进行校准,然后对植被参数( $A$ )进行校准。具体校准方法可参考 Liu 等<sup>[5,23]</sup>的相关研究。

当植被非常密集时,可以假设  $\gamma^2 = 0$ ,式(7)和式(8)可以简化为:

$$\sigma_{\text{obs}}^{\circ} = \sigma_{\text{vege}}^{\circ} = A \cos \theta \quad \text{。} \tag{12}$$

植被非常密集条件下的  $A$  值(记作  $A_0$ )可以简单的计算为<sup>[5]</sup>:

$$A_0 = \sigma_{\text{obs}}^{\circ} / \cos \theta \quad \text{。} \tag{13}$$

1.2 全球主要的 VOD 产品

20 世纪 70 年代末以来,基于微波遥感观测反演的大量 VOD 产品提供了地表植被动态的长期记

录,如表 1 所示。VOD 产品可在不同频段进行反演,如 L(1~2 GHz),C(4~8 GHz),X(8~12 GHz),K(18~26.5 GHz)<sup>[1]</sup>。此外,VOD 产品也来自多个具有高时间分辨率(1~3 d)的传感器,如 C 波段的 ASCAT<sup>[5, 27]</sup>,X 波段的 AMSR-E 和 AMSR-2<sup>[6-7]</sup>,以及 L 波段的 SMOS<sup>[8]</sup>和 SMAP<sup>[9]</sup>。在这些卫星传感器中,AMSR-2 继承了 AMSR-E 传感器,继续提供 AMSR-E 类似的观测数据,融合 2 种传感器观测数据成功反演了第一个长时序(1987—2008 年)全球微波 VOD 产品<sup>[12]</sup>。ESA 的 SMOS 传感器和 NASA 的 SMAP 传感器,主要目的是监测植被中等和密集地区的地表 SM<sup>[28]</sup>。但是,采用辐射传输模型准确反演 SM 时,需要考虑植被层由 VOD 参数化的消光效应<sup>[20]</sup>。特别是,SMOS 卫星具有多角度能力,可以协同反演 SM 和 VOD<sup>[29]</sup>,同时为 SMAP 提供了多时相 VOD 反演算法<sup>[30]</sup>。因此,SMOS 和 SMAP 都可以用于反演 SM 和 VOD 产品<sup>[31]</sup>。

表 1 全球主要的 VOD 产品介绍  
Tab. 1 Introduction information of major VOD products

产品	传感器	频段/GHz	空间分辨率	时间分辨率	有效期间	参考文献
LPDR Version 2	AMSR-E	10.65	25 km	逐日	2002/01—2011/12	[32]
	AMSR2	10.65	25 km	逐日	2012/05—今	
LPRM Version 5	SSMR	6.63, 10.69	25 km	逐日	1978/10—1995/02	[12]
	SSM/I	19.35	25 km	逐日	1987/06—今	
	TMI	10.65, 19.35	45 km	逐日	1997/12—2015/04	
	AMSR-E	6.925, 10.65, 18.7	38, 56 km	逐日	2002/06—2011/10	
	WindSat	6.8, 10.7, 18.7	25 km	逐日	2003/01—2012/07	
	AMSR2	6.925, 7.30, 10.56, 18.7	31, 46 km	逐日	2012/05—今	
VODCA LPRM Version 6	SSM/I	19.35	0.25°	逐日	1987/06—今	[3]
	TMI	10.65, 19.35	0.25°	逐日	1997/12—2015/04	
	AMSR-E	6.925, 7.30, 10.65, 18.7	0.25°	逐日	2002/06—2011/10	
	WindSat	6.8, 10.7, 18.7	0.25°	逐日	2003/01—今	
	AMSR2	6.925, 7.30, 10.65, 18.7	0.25°	逐日	2012/05—2019/12	
SMOS L2	SMOS	1.4	25 km	逐日	2010/01—今	[33]
SMOS L3	SMOS	1.4	25 km	逐日	2010/01—今	[35]
SMOS-IC	SMOS	1.4	25 km	逐日	2010/01—今	[8]
L2_SM_P	SMAP	1.413	36 km	逐日	2015/02—今	[36]
L2_SM_P_E	SMAP	1.413	9 km	逐日	2015/02—今	[37]
MT-DCA	SMAP	1.413	9 km	逐日	2015/02—今	[30]
ASCAT TUW	ASCAT	5.255	25 km	逐日	2006/10—今	[27]

由于不同传感器所使用的微波频率、测量入射角、轨道特性、辐射质量和空间足迹存在差异性,导致以上这些传感器具有不同的寿命和特性,使联合多种基于不同传感器反演的 VOD 产品研究其长期动态变化变得比较困难<sup>[3]</sup>。为了解决这一问题,Liu 等<sup>[12]</sup>在 2011 年研发了一个协调多传感器的长时序(1987—2008 年)VOD 数据集,从此 VOD 长期动态变化研究方面取得了重大进展。最近,通过融合多个微波传感器已经研发了一系列长时序 VOD 产品,Moesinger 等<sup>[3]</sup>将 SSM/I, TMI, AMSR-E, WindSat 和

AMSR2 的 VOD 观测数据融合到全球长期 VOD 产品中,研发了 0.25°空间分辨率的 1987—2018 年全球 VOD 覆盖。Moesinger 等<sup>[34]</sup>将 SSM/I, TMI, AMSR-E, WindSat 和 AMSR2 衍生的 C、X 和 Ku 波段 VOD 以概率方式进行融合,得到了 1987 年至今标准化的 VOD 指数。

2 基于 VOD 的植被动态监测研究进展

植被冠层吸收和散射土壤辐射,并将自身的辐



射增加到总辐射通量中,因此植被覆盖对辐射计测量的亮度温度有强烈影响<sup>[38]</sup>。同样,植被冠层介电常数也影响雷达后向散射观测,而植被介电常数取决于其含水量、散射体的大小、形状和方向分布、冠层覆盖的几何形状(即方向、间距、覆盖度等)<sup>[39-40]</sup>。被动微波和主动微波观测都广泛用于估算 VWC<sup>[41-43]</sup> 和 AGB<sup>[38, 44]</sup>。VOD 代表植被层不透明性的量度,通过微波辐射传输模型反演得到,用于衡量地表植被对地表上行微波辐射的衰减作用大小<sup>[1]</sup>。

VOD 与 NDVI、增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)、归一化差异水分指数(normalized difference water index, NDWI)和叶面积指数(leaf area index, LAI)等植被“绿度”光学遥感指标相关,因此也与植物生产力相关<sup>[45]</sup>。同时, VOD 为常用的多光谱图像植被指数如 NDVI, LAI 或光合有效辐射比率(fraction of absorbed photosynthetically active radiation, FPAR)提供补充信息<sup>[1]</sup>。与光学植被指数相比, VOD 在植被监测方面最大的优势在于不受云雨雾天气的干扰,对大气中的水不太敏感,能够在云层覆盖的情况下进行反演<sup>[12]</sup>。光学植被指数通常反映植被冠层顶部的状况;而由于微波具有较强的穿透能力, VOD 不仅代表叶片的变化状况,也包含了树干的含水量及结构的信息。此外, VOD 饱和度较低,对高生物量具有更高的敏感性<sup>[5]</sup>。因此, VOD 作为一项极具应用前景的生态指标<sup>[1, 22]</sup>,被广泛应用于植被特征监测(如 VWC 和 AGB)<sup>[46-47]</sup>、干旱监测<sup>[48]</sup>、物候分析<sup>[49]</sup>、碳平衡分析<sup>[50]</sup>以及估算野火发生的可能性<sup>[51-52]</sup>等。

## 2.1 全球和区域尺度植被特征监测

微波辐射衰减量取决于各种因素,例如植被的密度、类型和含水量以及传感器的波长等<sup>[53]</sup>。基于不同波长微波反演的 VOD 对冠层生物量的敏感性不一致<sup>[3]</sup>。短波比长波受到植被的衰减更大,基于较长波长微波反演的 VOD 对较大的植被生物量和较深的植被层更敏感,而基于短波微波反演的 VOD 对叶片水分含量更敏感<sup>[54]</sup>。VOD 随 VWC 的增加而增加<sup>[4]</sup>,因此与 AGB<sup>[5]</sup>及其相对含水量(relative water content, RWC)<sup>[55]</sup>有关。即 VOD 的变化既取决于 VWC 和冠层结构,又与 AGB 和 RWC 成正比<sup>[31]</sup>。例如,近年来, L 波段(1.4 GHz) VOD 已被确定为估算热带森林 AGB 动态变化的有效指标。之所以能够做到这一点,是因为冠层内低频辐射的消光率较低,使得 L 波段可以更有效地监测密集植被冠层中的生物量<sup>[50, 56]</sup>。

VOD 由植被数量(由 AGB 参数化)和植被水分

状况 Mg(由 VWC 参数化,即  $Mg = VWC / (VWC + Bs)$ ,其中  $Bs$  表示植被干生物量)决定,因此 VOD 可以提供关于 AGB, VWC 以及植被冠层应力的信息<sup>[1, 31, 49]</sup>。Wigneron 等<sup>[57]</sup>的实验研究揭示了 VOD 与 VWC 之间的线性关系; Jackson 等<sup>[4]</sup>建立了 VOD 和 VWC 随微波频率和植被结构变化的半经验关系。研究发现, VOD 与 AGB 和 VWC 随微波频率呈一般幂函数响应关系<sup>[1]</sup>。假设 Mg 的年平均值每年相对恒定,在未受严重干旱/死亡事件影响的完整森林地区, VOD 的年平均值被认为是 AGB 的一个很好的替代指标<sup>[14, 17, 31]</sup>。Liu 等<sup>[17]</sup>建立了 AGB 与 Ku/X/C-VOD 产品之间的非线性关系<sup>[58]</sup>,并利用这一关系研究了基于 VOD 估算的全球生物量动态变化。随后, Tian 等<sup>[14]</sup>通过时间原位生物量测量,证实了西非萨赫勒旱地生态系统 AGB 与 Ku/C-VOD 之间的强相关关系。Rodríguez - Fernández 等<sup>[59]</sup>对 SMOS L-VOD 产品与非洲大陆 4 张 AGB 基准地图的空间模式进行了比较分析,证明了 L-VOD 产品的优势。接着, Li 等<sup>[31]</sup>为了评价 X, C 和 L 波段 9 种 VOD 产品对 AGB 的监测能力,比较了 VOD 与地上碳密度之间的空间相关性。该研究证明了 VOD 与 AGB 之间存在明显的非线性饱和关系, L-VOD, X-VOD 和 C-VOD 与 AGB 存在高度空间相关性;由于微波辐射的穿透能力随着频率的降低而提高, VOD 与 AGB 的空间相关性随频率的降低而增强。

## 2.2 碳平衡分析

植被变化在地球碳收支及其与人为和自然气候变化相关的辐射强迫中起着关键作用<sup>[60]</sup>,对全球地上生物量碳储量(above ground carbon, AGC)的估算至关重要。Liu 等<sup>[17]</sup>基于卫星被动微波观测的 VOD,估算了全球森林和非森林生物群落的 AGC,发现 1998—2002 年期间全球平均 AGC 为 362 Pg,其中 65% 在森林, 17% 在草原。1993—2012 年期间,全球 AGC 损失估计为 -0.07 Pg/a,主要原因是热带森林的损失(-0.26 Pg/a)、寒带和温带混交林(+0.13 Pg/a)以及热带草原和灌丛(+0.05 Pg/a)的净增加。年际 AGC 变化模式很大程度上受到水资源限制以及对降雨变化响应强烈的生态系统的影响,特别是草原。在澳大利亚北部和非洲南部的草原,与湿润条件相关的 AGC 增加逆转了全球 AGC 的损失,导致总体收益,与最近研究发现的全球碳汇趋势一致。Brandt 等<sup>[50]</sup>基于低频被动微波 VOD 数据集(L-VOD),量化了 2010—2016 年间撒哈拉以南非洲地区每年的地面木质碳变化,证明了 L-VOD 在监测气候变化引起的碳损益动态方面的适用性。

Teubner 等<sup>[45]</sup>提出了一种采用 VOD 估计总初级生产力 (gross primary productivity, GPP) 的模型, 由于该模型是通过 VOD 观察到的植被生物量驱动, 是一种基碳汇驱动的方法来量化 GPP 的模型, 在概念上不同于常见的源驱动方法。

### 2.3 干旱监测

受全球气候变化和人类活动等因素的影响, 近年来极端气候事件 (如干旱、洪涝、高温热浪和低温冷害等) 频发且强度增强, 严重威胁农业生产、水资源、生态系统和社会经济<sup>[61]</sup>。在这些极端气候事件中, 干旱事件是持续时间最长, 破坏性最强且最不易监测的极端气候事件之一<sup>[62]</sup>, 因此大范围、连续性的干旱监测至关重要。基于可见光/近红外波段的冠层反射率提供的植被生长信息, 包括 NDVI 和 EVI 等作为植被健康和密度的指标, 被广泛应用于干旱及植被监测<sup>[63]</sup>。然而, NDVI 受到大气 (如云和气溶胶) 的影响严重, 仅限于冠层顶部监测。此外, NDVI 在叶面积覆盖情况下容易达到饱和, 难以准确监测植被的变化信息<sup>[64]</sup>。这些因素限制了光学遥感的应用, 特别是在常年受云雨天气影响或植被密集地区。而微波遥感具有极强穿透性, 可基于微波遥感估算 AGB 的木质和叶状元素<sup>[11]</sup>, 为干旱监测提供了一种新的手段。

Zhou 等<sup>[65]</sup>表明微波 VOD 比光学植被指数对刚果雨林干旱退化更敏感。为了进一步比较微波与光学遥感, Afshar 等<sup>[48]</sup>比较了微波 L 波段 VOD 与光学 NDVI 在中欧地区农业干旱探测中的响应差异; Jiang 等<sup>[66]</sup>基于光学和微波遥感植被产品, 采用标准化降水蒸散发指数 (standardized precipitation evapotranspiration index, SPEI) 和 VOD 评价了弹性退化森林的空间分布和时间变化, 发现了中国西南地区森林恢复力的降低。为了更好地了解植被动态变化和对干旱的响应, 有必要探索 NDVI 和 VOD 之间的协同作用, 因为综合的植被指数将提供这 2 个指数的互补信息。Lawal 等<sup>[67]</sup>检验了一种基于 NDVI 和 VOD 的综合植被指数 Nvod 在监测植被动态和干旱响应方面的能力和有效性。

### 2.4 物候监测

植被物候是反映植被动态变化的重要指标和气候变化对生态系统影响的重要感应器<sup>[68]</sup>。近几十年来, 气候变化通过全球变暖和降雨季节性改变深刻影响了全球植被物候<sup>[69]</sup>, 物候期的改变也通过生物物理反馈影响气候<sup>[70-71]</sup>。长期以来, 光学和近红外遥感对植被冠层覆盖的敏感性一直被用于全球植被物候监测<sup>[11]</sup>。光学植被指数包括 NDVI 和 EVI, 利用了绿色植被在红色和近红外波段之间的反射率

差异, 对植被冠层覆盖包括 LAI 在内的相关指标很敏感<sup>[72]</sup>。全球植被物候监测的另一种数据来源于卫星微波遥感, 微波遥感对植被 AGB 敏感, 对太阳照明和大气效应造成的信号衰减相对不敏感, 同时提供几乎每天的全球覆盖。与光学遥感相比, 微波遥感 VOD 对大气扰动的敏感性较低, VOD 与植被含水量呈线性相关<sup>[4]</sup>, 并且对叶状和木本植被成分都敏感<sup>[73]</sup>, 可测量不同的植被特征和功能。因此, VOD 为研究地表物候提供了一个独立和互补的数据源<sup>[74]</sup>。

Jones 等<sup>[11]</sup>利用 VOD 数据分析了 2003—2008 年 6 a 间的全球物候周期变化, 发现 VOD 与植被物候期具有较强的相关关系, 结合光学、红外遥感的植被指数和 VOD, 有助于更全面地了解植被物候期动态变化。Chaparro 等<sup>[75]</sup>量化了不同的 VOD 监测不同阶段作物生长状态的能力, 从而估算作物产量。发现 VOD 捕捉了生长和成熟阶段作物 50%~70% 的年际变化, 并解释了最终作物产量的 44% (在异种作物地区)~74% (在同种作物地区) 的信息, 证明 VOD 在作物物候监测和作物产量预测方面具有巨大潜力。Tong 等<sup>[74]</sup>利用基于被动微波 VOD 和光学遥感 AVHRR NDVI 数据, 分析了 1992—2012 年热带干旱区 (25°N~25°S) 地表物候变化趋势。

## 3 讨论与展望

首先, 介绍了被动微波和主动微波反演 VOD 的主要原理; 然后, 对比分析不同传感器 VOD 产品的主要特征, 总结 VOD 微波遥感反演发展历程; 最后, 着重综述当前 VOD 在植被动态监测应用方面的研究成果, 从植被特征监测 (如 VWC 和 AGB)、碳平衡分析、干旱监测、物候分析等方面进行梳理和总结。虽然微波遥感的 VOD 产品在反演和应用研究方面取得了丰硕成果, 但是仍有许多方面值得进一步研究与探索。

### 3.1 VOD 产品的优缺点

与基于可见光和红外遥感的植被指数相比, VOD 不受云雨雾天气影响, 对大气中水不敏感, 具有较高的时间分辨率和较长的可用性, 可用于监测植被的短期和长期变化。VOD 提供了与 NDVI 或 LAI 有关植被动态的补充信息, 可以补充现有的光学指标, 在监测植被状况方面具有较大潜力。

然而, 目前反演的全球 VOD 产品的空间分辨率较粗 (约 25 km), 限制了其在区域尺度 (1~5 km) 的农业管理和植被动态监测中的应用<sup>[22]</sup>。VOD 产品每个网格单元所包含的面积较大, 通常包含各种土

地覆盖类型。在 VOD 像元内,微波信号受到植被冠层结构、地表粗糙度和 VWC 等的强烈影响,导致 VOD 具有较大的不确定性。因此,提高 VOD 产品的空间分辨率对于许多应用和研究领域越来越重要,并有潜力填补光学植被指数的应用短板。最近,Zhou 等<sup>[22]</sup>改进 ASCAT-IB 算法,利用黑河流域草地 C 波段 Sentinel-1 后向散射数据成功反演了 2018—2020 年期间草地 1 km 空间分辨率的 VOD。

3.2 VOD 星载传感器的发展

最近许多的被动(如 SMAP 和 AMSR2)和主动(如 ASCAT 和 SCAT)微波传感器仍在轨正常工作,未来几年用于反演 VOD 的观测数据源有了一定的保障。例如,欧洲哥白尼扩展计划的首要任务之一是哥白尼成像微波辐射计(CIMR)任务,该辐射计首次在 L(1.4 GHz),C(6.9 GHz),X(10.65 GHz),K(18.7 GHz)和 Ka(36.5 GHz)频段工作,相应的空间分辨率分别为 55 km,15 km,5 km 和 5 km<sup>[76]</sup>,将有可能反演低频和高频 VOD,以联合分析 AGB 和 VWC 的时间变化<sup>[1]</sup>。然而,国产卫星传感器在反演微波遥感产品方面还较落后,反演 VOD 的数据源主要来源于国外卫星传感器。同时,国内的关于 VOD 应用研究还比较欠缺,需要加强 VOD 数据的挖掘与应用探索研究。星载传感器可用的不同频率和不同传感模式观测并反演大量的植被变量,如较高频率的冠层水分状况和较低频率的生物量。然而,需要进一步探索不同频率和传感模式(主动和被动)的观测之间的协同作用,以更好地理解气候变化和人为强迫增加背景下植被生态系统的动态变化。此外,研究长期 VOD 动态变化通常受到单个微波传感器覆盖的相对较短的时间跨度的阻碍,如何实现不同卫星传感器 VOD 数据的同化,提高 VOD 遥感监测能力仍是待解决的重要科学问题。

3.3 VOD 在全球植被动态监测的应用方向

VOD 作为一种基于微波的 AGB 和 VWC 估算方法,越来越多地被用于研究全球气候和环境变化对植被的影响。尽管大量研究表明 VOD 可用于对全球和区域尺度陆地生态系统的植被特征、干旱、物候、GPP、碳平衡等的监测,但 VOD 和植被动态变化特征之间在不同时间和空间尺度上的机理联系仍然不清楚。如 AGB 和 VWC 对 VOD 影响的耦合机理过程需要进一步研究。此外,当前有光学、热红外、微波等不同的遥感手段,可反映植被生长不同方面的信息<sup>[77]</sup>,如 NDVI 反映植被的绿色<sup>[78]</sup>、叶绿素荧光与光合作用有关<sup>[79]</sup>、热红外可反演植被地表温度和蒸散发<sup>[80]</sup>、而微波可反映植被 AGB 和 VWC<sup>[81]</sup>。然而,用于监测植被动态变化的不同遥感数据的共

同/独特信息尚不明晰,如何进一步集成不同光谱范围的卫星遥感数据,以提高植被动态监测能力也值得深入研究。

参考文献(References):

[1] Frappart F, Wigneron J P, Li X J, et al. Global monitoring of the vegetation dynamics from the vegetation optical depth (VOD): A review[J]. Remote Sensing, 2020, 12(18): 2915.

[2] 赵伟, 文凤平, 蔡俊飞. 被动微波土壤水分遥感产品空间降尺度研究: 方法、进展及挑战[J]. 遥感学报, 2022, 26(9): 1699–1722.

Zhao W, Wen F P, Cai J F. Methods, progresses, and challenges of passive microwave soil moisture spatial downscaling[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(9): 1699–1722.

[3] Moesinger L, Dorigo W, de Jeu R, et al. The global long-term microwave Vegetation Optical Depth Climate Archive (VODCA) [J]. Earth System Science Data, 2020, 12(1): 177–196.

[4] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission of soils [J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 36(3): 203–212.

[5] Liu X Z, Wigneron J P, Fan L, et al. ASCAT IB: A radar-based vegetation optical depth retrieved from the ASCAT scatterometer satellite [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 264: 112587.

[6] Karthikeyan L, Pan M, Konings A G, et al. Simultaneous retrieval of global scale vegetation optical depth, surface roughness, and soil moisture using X-band AMSR-E observations [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 234: 111473.

[7] Wang M J, Fan L, Frappart F, et al. An alternative AMSR2 vegetation optical depth for monitoring vegetation at large scales [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 263: 112556.

[8] Fernandez-Moran R, Al-Yaari A, Mialon A, et al. SMOS-IC: An alternative SMOS soil moisture and vegetation optical depth product [J]. Remote Sensing, 2017, 9(5): 457.

[9] Li X J, Wigneron J P, Fan L, et al. A new SMAP soil moisture and vegetation optical depth product (SMAP-IB): Algorithm, assessment and inter-comparison [J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 271: 112921.

[10] Zhang H X, Hagan D F T, Dalagnol R, et al. Forest canopy changes in the southern Amazon during the 2019 fire season based on passive microwave and optical satellite observations [J]. Remote Sensing, 2021, 13(12): 2238.

[11] Jones M O, Jones L A, Kimball J S, et al. Satellite passive microwave remote sensing for monitoring global land surface phenology [J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(4): 1102–1114.

[12] Liu Y Y, de Jeu R A M, McCabe M F, et al. Global long-term passive microwave satellite-based retrievals of vegetation optical depth [J]. Geophysical Research Letters, 2011, 38(18): L18402.

[13] Liu Y Y, van Dijk A I J M, Miralles D G, et al. Enhanced canopy growth precedes senescence in 2005 and 2010 Amazonian droughts [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 211: 26–37.

[14] Tian F, Brandt M, Liu Y Y, et al. 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 [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 177: 265–



276.

[15] Chen X, Liu Y Y, Evans J P, et al. Estimating fire severity and carbon emissions over Australian tropical savannahs based on passive microwave satellite observations [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2018, 39 (20) : 6479–6498.

[16] van Marle M J E, van der Werf G R, de Jeu R A M, et al. Annual South American forest loss estimates based on passive microwave remote sensing (1990–2010) [J]. *Biogeosciences*, 2016, 13 (2) : 609–624.

[17] Liu Y Y, van Dijk A I J M, de Jeu R A M, et al. Recent reversal in loss of global terrestrial biomass [J]. *Nature Climate Change*, 2015, 5 (5) : 470–474. .

[18] Fan L, Wigneron J P, Ciais P, et al. Satellite-observed pantropical carbon dynamics [J]. *Nature Plants*, 2019, 5 (9) : 944–951.

[19] Njoku E G, Entekhabi D. Passive microwave remote sensing of soil moisture [J]. *Journal of Hydrology*, 1996, 184 (1) : 101–129.

[20] Mo T, Choudhury B J, Schmugge T J, et al. A model for microwave emission from vegetation-covered fields [J]. *Journal of Geophysical Research-Oceans*, 1982, 87 (C13) : 11229–11237.

[21] Meesters A G C, De Jeu R A M, Owe M. Analytical derivation of the vegetation optical depth from the microwave polarization difference index [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, 2 (2) : 121–123.

[22] Zhou Z L, Fan L, De Lannoy G, et al. Retrieval of high-resolution vegetation optical depth from Sentinel-1 data over a grassland region in the Heihe River Basin [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14 (21) : 5468.

[23] Liu X Z, Wigneron J P, Frappart F, et al. New ascacat vegetation optical depth (IB – VOD) retrievals over Africa [C]//IGARSS 2020—2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2020; 5011–5013.

[24] Bindlish R, Barros A P. Parameterization of vegetation backscatter in radar-based, soil moisture estimation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76 (1) : 130–137.

[25] Baghdadi N, El Hajj M, Zribi M, et al. Calibration of the water cloud model at C-band for winter crop fields and grasslands [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9 (9) : 969.

[26] Zribi M, Muddu S, Bousbih S, et al. Analysis of L-band SAR data for soil moisture estimations over agricultural areas in the tropics [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11 (9) : 1122.

[27] Vreugdenhil M, Dorigo W A, Wagner W, et al. Analyzing the vegetation parameterization in the TU-Wien ASCAT soil moisture retrieval [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54 (6) : 3513–3531.

[28] Wigneron J P, Jackson T J, O’Neill P, et al. Modelling the passive microwave signature from land surfaces: A review of recent results and application to the L-band SMOS & SMAP soil moisture retrieval algorithms [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 192 : 238–262.

[29] Wigneron J P, Li X J, Frappart F, et al. SMOS-IC data record of soil moisture and L-VOD: Historical development, applications and perspectives [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 254 : 112238.

[30] Konings A G, Piles M, Das N, et al. L-band vegetation optical depth and effective scattering albedo estimation from SMAP [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 198 : 460–470.

[31] Li X J, Wigneron J P, Frappart F, et al. Global-scale assessment and inter-comparison of recently developed/reprocessed microwave satellite vegetation optical depth products [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2021, 253 : 112208.

[32] Du J Y, Kimball J S, Jones L A, et al. A global satellite environmental data record derived from AMSR-E and AMSR2 microwave Earth observations [J]. *Earth System Science Data*, 2017, 9 (2) : 791–808.

[33] Kerr Y H, Waldteufel P, Richaume P, et al. The SMOS soil moisture retrieval algorithm [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50 (5) : 1384–1403.

[34] Moesinger L, Zotta R M, van der Schalie R, et al. Monitoring vegetation condition using microwave remote sensing: The standardized vegetation optical depth index (SVODI) [J]. *Biogeosciences*, 2022, 19 (21) : 5107–5123.

[35] Al Bitar A, Mialon A, Kerr Y H, et al. The global SMOS Level 3 daily soil moisture and brightness temperature maps [J]. *Earth System Science Data*, 2017, 9 (1) : 293–315.

[36] Chan S K, Bindlish R, O’Neill P E, et al. Assessment of the SMAP passive soil moisture product [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54 (8) : 4994–5007.

[37] Chan S K, Bindlish R, O’Neill P, et al. Development and assessment of the SMAP enhanced passive soil moisture product [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204 : 931–941.

[38] Schmugge T J, Jackson T J. A dielectric model of the vegetation effects on the microwave emission from soils [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30 (4) : 757–760.

[39] Ulaby F T, Dobson M C, Brunfeldt D R. Improvement of moisture estimation accuracy of vegetation-covered soil by combined active/passive microwave remote sensing [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1983, GE-21 (3) : 300–307.

[40] Carver K R, Elachi C, Ulaby F T. Microwave remote-sensing from space [J]. *Proceedings of the IEEE*, 1985, 73 (6) : 970–996.

[41] Saatchi S S, Moghaddam M. Estimation of crown and stem water content and biomass of boreal forest using polarimetric SAR imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38 (2) : 697–709.

[42] Saatchi S S, van Zyl J J, Asrar G. Estimation of canopy water content in Konza Prairie grasslands using synthetic aperture radar measurements during FIFE [J]. *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 1995, 100 (D12) : 25481–25496.

[43] Liu R, Wen J, Wang X, et al. Derivation of vegetation optical depth and water content in the source region of the Yellow River using the FY-3B microwave data [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11 (13) : 1536.

[44] Baghdadi N, Le Maire G, Bailly J S, et al. Evaluation of ALOS/PALSAR L-band data for the estimation of Eucalyptus plantations aboveground biomass in Brazil [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8 (8) : 3802–3811.

[45] Teubner I E, Forkel M, Camps-Valls G, et al. A carbon sink-driven approach to estimate gross primary production from microwave satellite observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 229 : 100–113.

- [46] Zhou X, Yamaguchi Y, Arjasakusuma S. Distinguishing the vegetation dynamics induced by anthropogenic factors using vegetation optical depth and AVHRR NDVI: A cross-border study on the Mongolian Plateau[J]. *Science of the Total Environment*, 2018, 616-617: 730-743.
- [47] Liu Y Y, van Dijk A I J M, McCabe M F, et al. Global vegetation biomass change (1988—2008) and attribution to environmental and human drivers[J]. *Global Ecology and Biogeography*, 2013, 22(6): 692-705.
- [48] Afshar M H, Al-Yaari A, Yilmaz M T. Comparative evaluation of microwave L-band VOD and optical NDVI for agriculture drought detection over central Europe[J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(7): 1251.
- [49] Togliatti K, Hartman T, Walker V A, et al. Satellite L-band vegetation optical depth is directly proportional to crop water in the US Corn Belt [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 233: 111378.
- [50] Brandt M, Wigneron J P, Chave J, et al. Satellite passive microwaves reveal recent climate-induced carbon losses in African drylands[J]. *Nature Ecology & Evolution*, 2018, 2(5): 827-835.
- [51] Fan L, Wigneron J P, Xiao Q, et al. Evaluation of microwave remote sensing for monitoring live fuel moisture content in the Mediterranean region[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 205: 210-223.
- [52] Forkel M, Dorigo W, Lasslop G, et al. Recent global and regional trends in burned area and their compensating environmental controls[J]. *Environmental Research Communications*, 2019, 1(5): 051005.
- [53] Owe M, de Jeu R, Holmes T. Multisensor historical climatology of satellite-derived global land surface moisture[J]. *Journal of Geophysical Research—Earth Surface*, 2008, 113(F1): F01002.
- [54] Tian F, Wigneron J P, Ciais P, et al. Coupling of ecosystem-scale plant water storage and leaf phenology observed by satellite[J]. *Nature Ecology & Evolution*, 2018, 2(9): 1428-1435.
- [55] Momen M, Wood J D, Novick K A, et al. Interacting effects of leaf water potential and biomass on vegetation optical depth[J]. *Journal of Geophysical Research—Biogeosciences*, 2017, 122(11): 3031-3046.
- [56] Wigneron J P, Fan L, Ciais P, et al. Tropical forests did not recover from the strong 2015-2016 El Niño event[J]. *Science Advances*, 2020, 6(6): eaay4603.
- [57] Wigneron J P, Kerr Y, Chanzy A, et al. Inversion of surface parameters from passive microwave measurements over a soybean field [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 46(1): 61-72.
- [58] Saatchi S S, Harris N L, Brown S, et al. Benchmark map of forest carbon stocks in tropical regions across three continents[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 2011, 108(24): 9899-9904.
- [59] Rodríguez-Fernández J, Mialon A, Mermoz S, et al. An evaluation of SMOS L-band vegetation optical depth (L-VOD) data sets: High sensitivity of L-VOD to above-ground biomass in Africa[J]. *Biogeosciences*, 2018, 15(14): 4627-4645.
- [60] Bond W J, Midgley G F. Carbon dioxide and the uneasy interactions of trees and savannah grasses[J]. *Philosophical Transactions of the Royal Society B—Biological Sciences*, 2012, 367(1588): 601-612.
- [61] Yu H Q, Zhang Q, Sun P, et al. Impact of droughts on winter wheat yield in different growth stages during 2001—2016 in eastern China[J]. *International Journal of Disaster Risk Science*, 2018, 9(3): 376-391.
- [62] Dai A G. Increasing drought under global warming in observations and models[J]. *Nature Climate Change*, 2013, 3(1): 52-58.
- [63] Liu W T, Kogan F N. Monitoring regional drought using the vegetation condition index[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(14): 2761-2782.
- [64] Déry S J, Brown R D. Recent Northern Hemisphere snow cover extent trends and implications for the snow-albedo feedback[J]. *Geophysical Research Letters*, 2007, 34(22): L22504.
- [65] Zhou L M, Tian Y H, Myneni R B, et al. Widespread decline of Congo rainforest greenness in the past decade[J]. *Nature*, 2014, 509(7498): 86-90.
- [66] Jiang H, Song L S, Li Y, et al. Monitoring the reduced resilience of forests in southwest China using long-term remote sensing data [J]. *Remote Sensing*, 2021, 14(1): 32.
- [67] Lawal S, Hewitson B, Egbebiyi T S, et al. On the suitability of using vegetation indices to monitor the response of Africa's terrestrial ecoregions to drought[J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 792: 148282.
- [68] Peñuelas J, Rutishauser T, Filella I. Phenology feedbacks on climate change[J]. *Science*, 2009, 324(5929): 887-888.
- [69] Peñuelas J, Filella I. Responses to a warming world[J]. *Science*, 2001, 294(5543): 793-795.
- [70] Richardson A D, Keenan T F, Migliavacca M, et al. Climate change, phenology, and phenological control of vegetation feedbacks to the climate system[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 169: 156-173.
- [71] Zeng Z Z, Piao S L, Li L Z X, et al. Impact of earth greening on the terrestrial water cycle[J]. *Journal of Climate*, 2018, 31(7): 2633-2650.
- [72] Garonna I, de Jong R, de Wit A J W, et al. Strong contribution of autumn phenology to changes in satellite-derived growing season length estimates across Europe (1982—2011)[J]. *Global Change Biology*, 2014, 20(11): 3457-3470.
- [73] Tian F, Brandt M, Liu Y Y, et al. Mapping gains and losses in woody vegetation across global tropical drylands[J]. *Global Change Biology*, 2017, 23(4): 1748-1760.
- [74] Tong X, Tian F, Brandt M, et al. Trends of land surface phenology derived from passive microwave and optical remote sensing systems and associated drivers across the dry tropics 1992—2012[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 232: 111307.
- [75] Chaparro D, Piles M, Vall-Iloserra M, et al. L-band vegetation optical depth for crop phenology monitoring and crop yield assessment [C]//IGARSS 2018—2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. IEEE, 2018: 8225-8227.
- [76] Kilic L, Prigent C, Aires F, et al. Expected performances of the Copernicus imaging microwave radiometer (CIMR) for an all-weather and high spatial resolution estimation of ocean and sea ice parameters[J]. *Journal of Geophysical Research—Oceans*, 2018, 123(10): 7564-7580.
- [77] 张菊, 房世波, 刘汉湖. 基于微波数据与光学数据集成的机器



学习技术在作物产量估算中的应用[J]. 地球信息科学学报, 2021, 23(6): 1082–1091.

Zhang J, Fang S B, Liu H H. Machine learning approach for estimation of crop yield combining use of optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of GeoInformation Science, 2021, 23(6): 1082–1091.

[78] 竞 霞, 白宗璠, 张 腾, 等. 3FLD 和反射率荧光指数估测小麦条锈病病情严重度的对比分析[J]. 中国农机化学报, 2019, 40(11): 136–142.

Jing X, Bai Z F, Zhang T, et al. Comparative analysis of 3FLD and reflectivity fluorescence index to estimate the severity of wheat stripe rust disease[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2019, 40(11): 136–142.

[79] 章钊颖, 王松寒, 邱 博, 等. 日光诱导叶绿素荧光遥感反演及碳循环应用进展[J]. 遥感学报, 2019, 23(1): 37–52.

Zhang Z Y, Wang S H, Qiu B, et al. Retrieval of sun-induced chlorophyll fluorescence and advancements in carbon cycle application [J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(1): 37–52.

[80] 郭 铨, 王小平, 王 玮, 等. 干旱遥感监测技术进展[J]. 气象科技进展, 2020, 10(3): 10–20.

Guo N, Wang X P, Wang W, et al. Review of drought monitoring based on remote sensing technology[J]. Advances in Meteorological Science and Technology, 2020, 10(3): 10–20.

[81] 杨天垚, 邱建秀, 肖国安. 华北农业干旱监测与冬小麦估产研究[J]. 生态学报, 2023, 43(5): 1936–1947.

Yang T Y, Qiu J X, Xiao G A. Agricultural drought monitoring and winter wheat yield estimation in North China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2023, 43(5): 1936–1947.

## Advances in research on the dynamic monitoring of global vegetation based on the vegetation optical depth

YANG Ni<sup>1,2</sup>, DENG Shulin<sup>3</sup>, FAN Yanhong<sup>2</sup>, XIE Guoxue<sup>4</sup>

(1. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences(Wuhan), Wuhan 430074, China; 2. School of Management Science and Engineering, Guangxi University of Finance and Economics, Nanning 530003, China; 3. School of Geography Science and Planning, Nanning Normal University, Nanning 530001, China; 4. Institute of Agricultural Science and Technology Information, Guangxi Academy of Agricultural Sciences, Nanning 530003, China)

**Abstract:** The vegetation optical depth (VOD) serves as a microwave-based method for estimating vegetation water content and biomass. Compared to optical remote sensing, the satellite-based VOD, exhibiting a lower sensitivity to atmospheric disturbances, can measure the characteristics and information of vegetation in various aspects, thus providing an independent and complementary data source for global vegetation monitoring. It has been extensively applied to investigate the effects of global climate and environmental changes on vegetation. Discerning the research advances of VOD application in the dynamic monitoring of global vegetation is critical for VOD’s further development and application. Hence, this study first presented the primary methods for obtaining the VOD through inversion of passive and active microwave data, comparatively analyzing the principal characteristics of various sensor VOD products. Then, this study generalized the current research advances of VOD in the dynamic monitoring of vegetation in terms of vegetation characteristic monitoring (like vegetation water content and biomass), carbon balance analysis, drought monitoring, and phenological analysis. Finally, this study expounded the advantages, limitations, and improvement approaches of VOD products, envisioning the application prospect of VOD in the dynamic monitoring of vegetation.

**Keywords:** vegetation optical depth; vegetation water content; biomass; vegetation phenological analysis; carbon balance analysis

(责任编辑: 陈 庆)