

引文格式:张双成,郭沁雨,马中民,等.星载GNSS-R反演土壤湿度研究进展与思考[J].武汉大学学报(信息科学版),2024,49(1):15-26.DOI:10.13203/j.whugis20230100



Citation:ZHANG Shuangcheng, GUO Qinyu, MA Zhongmin, et al. Research Advances and Some Thoughts on Soil Moisture Retrieval by Space-Borne GNSS-R[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2024, 49(1):15-26. DOI:10.13203/j.whugis20230100

星载GNSS-R反演土壤湿度研究进展与思考

张双成^{1,2,3} 郭沁雨¹ 马中民¹ 刘奇¹ 胡胜伟¹
周昕¹ 赵贺斌¹

1 长安大学地质工程与测绘学院,陕西 西安,710054

2 西部矿产资源与地质工程教育部重点实验室,陕西 西安,710054

3 地理信息工程国家重点实验室,陕西 西安,710054

摘要:土壤湿度作为陆地水循环中最为活跃的部分,在陆面水分的形成、转化和消耗过程中扮演重要角色,同时它也是影响水文过程、植被状态及气候条件的关键参数。传统的直接测量法耗时耗力,无法实现大范围监测需求,而光学遥感法易受云层、植被遮蔽,微波遥感法则无法兼顾时空分辨率。首先,介绍利用全球导航卫星系统反射测量(global navigation satellite system-reflectometry, GNSS-R)技术反演土壤湿度的基本理论,并分析反演过程中出现的误差源以及现有的误差校正方法及其局限性。然后,从3个方面分析了近年来星载GNSS-R反演土壤湿度的研究进展:(1)星载GNSS-R星座发展现状;(2)星载GNSS-R反演土壤湿度的算法综述,包括经验模型、半经验模型和机器学习方法;(3)融合星载GNSS-R与其他数据反演土壤湿度的进展及方向。最后,讨论了目前利用星载GNSS-R技术反演土壤湿度所面临的技术难点,并对未来研究重点进行展望。

关键词:星载GNSS-R;土壤湿度;机器学习;旋风全球导航卫星系统

中图分类号:P237

文献标识码:A

收稿日期:2023-03-23

DOI:10.13203/j.whugis20230100

文章编号:1671-8860(2024)01-0015-12

Research Advances and Some Thoughts on Soil Moisture Retrieval by Space-Borne GNSS-R

ZHANG Shuangcheng^{1,2,3} GUO Qinyu¹ MA Zhongmin¹ LIU Qi¹
HU Shengwei¹ ZHOU Xin¹ ZHAO Hebin¹

1 College of Geology Engineering, Chang'an University, Xi'an 710054, China

2 Key Laboratory of Western China's Mineral Resource and Geological Engineering, Ministry of Education, Xi'an 710054, China

3 State Key Laboratory of Geo-Information Engineering, Xi'an 710054, China

Abstract: As the most dynamic component of terrestrial water cycling, soil moisture plays a pivotal role in the formation, transformation, and consumption of surface water. Simultaneously, it serves as a crucial parameter influencing hydrological processes, vegetation status, and climatic conditions. Therefore, high-precision, high spatiotemporal resolution soil moisture data holds significant importance across various fields, including agriculture, forestry, and meteorology. Presently, traditional methods such as the time-consuming and labor-intensive drying-weighting technique are inadequate for large-scale monitoring demands, highlighting the advantages of remote sensing methods. However, optical sensors are susceptible to cloud cover and vegetation obscuration, while microwave remote sensing technology faces challenges in balancing spatial and temporal resolutions. The space-borne global navigation satellite system-reflectome-

基金项目:国家自然科学基金(42074041);国家重点研发计划(2019YFC1509802);地理信息工程国家重点实验室基金(SKLGIE2022-ZZ2-07);中央高校基本科研业务费(300102260301, 300102262401);陕西省科技创新团队项目(2021TD-51);陕西省地学大数据与地质灾害防治创新团队项目(2022)。

第一作者:张双成,博士,副教授,主要从事卫星导航与遥感及地质环境监测研究。shuangcheng369@chd.edu.cn

try (GNSS-R) technology, characterized by short revisit cycles and pseudo-random sampling, presents a new opportunity for soil moisture retrieval. This paper begins by introducing the fundamental theory of soil moisture retrieval using GNSS-R and analyzes error sources during the retrieval process. This includes the scattering and attenuation effects of surface factors such as vegetation and surface roughness on reflected signals, as well as the impact of water bodies on reflectivity. Existing error correction methods and their limitations are summarized, and potential avenues for improvement are discussed. Subsequently, the research progress in recent years regarding space-borne GNSS-R soil moisture retrieval is analyzed from three perspectives: (1) The development status of space-borne GNSS-R constellation. (2) An overview of algorithms for space-borne GNSS-R soil moisture retrieval, including empirical models, semi-empirical models, and machine learning methods. (3) Advancements and directions in integrating GNSS-R with other data for soil moisture retrieval. In conclusion, based on the scattering mechanism of reflected signals, the selection of auxiliary data, and the utilization of incident angle information, this paper discusses the technical challenges faced in current soil moisture retrieval using space-borne GNSS-R technology and provides insights into future research directions.

Key words: space-borne GNSS-R; soil moisture; machine learning; CYGNSS

土壤湿度是陆地与大气能量交换过程中的重要参数,在气候系统中具有十分重要的作用,是全球碳水循环的关键环节^[1]。传统的土壤湿度监测方法如烘干法、时域反射法虽然准确度较高,但是成本昂贵、耗时耗力,无法实现大范围监测需求^[2],而卫星遥感技术的发展为连续反演大范围土壤湿度提供了新的手段。光学遥感技术易受到云层和植被的遮蔽,且对土壤湿度的响应没有达到足够的敏感程度。相比之下,微波遥感技术不仅可以穿透云层和植被,对土壤湿度的敏感程度也更高,是监测土壤湿度更为理想的手段。微波遥感以有无信号发射源为特征分为主动和被动微波遥感,主动微波遥感主要以合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)的后向散射系数建立与土壤湿度之间的关系,其特点是空间分辨率高(如 Sentinel-1 可达到米级),但时间分辨率低(如 Sentinel-1 最高为 6 d)。而被动微波遥感则刚好相反,例如美国土壤水分主动和被动(soil moisture active passive, SMAP)和欧洲土壤水分和海洋盐度(soil moisture and ocean salinity, SMOS)任务的卫星数据,空间分辨率为 40 km 左右,重访时间为 2~3 d^[3]。

近年来,利用星载全球导航卫星系统反射测量(global navigation satellite system-reflectometry, GNSS-R)技术反演土壤湿度受到越来越多的关注。该技术通过接收并处理地表反射的 GNSS 卫星信号,对各类海洋及陆地参数进行反演^[4-7]。大量的 GNSS 卫星提供了免费的 L 波段信号源,GNSS-R 技术无需单独设计发射机。因此,GNSS-R 探测土壤湿度具有成本低、覆盖范围广、拥有大量信号源等诸多优势,可以实现全

天时、全天候监测^[8-10]。土壤湿度监测目前最常用的是旋风全球导航卫星系统(cyclone global navigation satellite system, CYGNSS)数据,针对此,本文首先对星载 GNSS-R 反演土壤湿度的基本理论进行阐述,并分析反演过程中的误差来源;然后对星载 GNSS-R 反演土壤湿度的研究进展进行综述,主要介绍了 GNSS-R 星座的发展现状、CYGNSS 反演土壤湿度的各类算法及其优势与局限性,同时详细探讨了目前存在的技术难点;最后总结分析了星载 GNSS-R 反演土壤湿度的挑战,并对未来研究重点进行展望。

1 星载 GNSS-R 反演土壤湿度基本理论及误差源

GNSS 反射信号不仅受到土壤湿度的影响,还与其他地表参数(如植被、粗糙度、水体等)、星载 GNSS-R 空间几何结构及仪器条件有关。因此,在反演土壤湿度过程中,需要考虑这些干扰因素的影响。本节首先介绍了星载 GNSS-R 反演土壤湿度的理论基础,然后对反演过程中的误差源进行分析,并讨论了现有误差校正方法的局限性。

1.1 基本理论

GNSS-R 卫星与 GNSS 卫星构成收发分置的双基雷达系统,GNSS 卫星发射的微波信号经地表反射会携带与散射面相关的物理特性,GNSS-R 载荷通过协同处理接收到的直反射信号,实现对地球表面参数的反演。对于陆地测量,土壤湿度

决定散射表面介电常数的变化,而地表反射率的变化又与介电常数紧密相关,因此可将介电常数作为中间参量建立地表反射率与土壤湿度之间的联系。

由于地表具有粗糙度,GNSS-R 载荷所接收到的反射信号功率由沿着镜面反射方向的相干散射分量和其他方向的非相干散射分量构成。其中,相干散射分量的功率计算如下:

$$P_{rl}^{coh} = \left(\frac{\lambda}{4\pi}\right)^2 \frac{P_t G_t G_r}{(r_{st} + r_{sr})^2} \Gamma_{rl} \quad (1)$$

式中, P_{rl}^{coh} 为相干散射分量功率, r 表示 GNSS 发射机的右旋圆极化天线、 l 表示 GNSS-R 接收机的左旋圆极化天线; λ 为信号波长; P_t 为发射信号的峰值功率; G_t 、 G_r 分别为发射天线、接收天线的增益; r_{st} 、 r_{sr} 分别为发射机、接收机与镜面反射点之间的距离; Γ_{rl} 为地表反射率。 Γ_{rl} 可通过式(1)直接求解:

$$\Gamma_{rl} = \left(\frac{4\pi}{\lambda}\right)^2 \frac{P_{rl}^{coh} (r_{st} + r_{sr})^2}{P_t G_t G_r} \quad (2)$$

假设地表相对光滑、平坦,且有植被覆盖,对地表植被和粗糙度所造成的衰减效应进行校正,可得到菲涅尔反射系数^[11]:

$$\Gamma_{rl} = R_{rl}(\theta)^2 \gamma^2 \exp(-4k^2 s^2 \cos^2 \theta) \quad (3)$$

式中, $R_{rl}(\theta)$ 为入射角为 θ 时的菲涅尔反射系数; γ 为透射率,表示植被对信号传播的衰减作用; $\exp(\)$ 表示地表粗糙度的影响; k 为信号波数; s 为表面均方根高度。通过菲涅尔反射方程建立菲涅尔反射系数与介电常数 ϵ_r 之间的关系,再根据土壤介电混合模型对土壤湿度进行反演。图 1 为星载 GNSS-R 反演土壤湿度流程图。

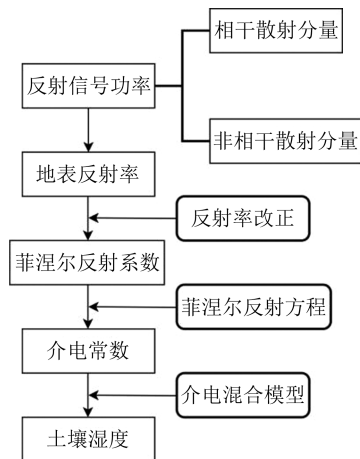


图 1 星载 GNSS-R 反演土壤湿度流程图

Fig. 1 Flowchart of Soil Moisture Retrieval Using Space-Borne GNSS-R

图 2 为星载 GNSS-R 测量系统的几何结构示意图,反射区域里信号传播路径最短的理论反射点为镜面反射点(specular point, SP),其周围发生反射的总区域称为闪耀区,由于接收机和发射机之间时刻存在着不同的相对运动关系,因此在闪耀区各个位置处的散射信号相对于镜面反射点的时延和多普勒频移存在差异,根据这种差异将闪耀区表面进行划分并映射到空间坐标系,如图 3 所示,由此得到了各种星载 GNSS-R 任务所提供的主要数据产品,即反映 GNSS 信号功率的时延多普勒图(delay-Doppler map, DDM)。

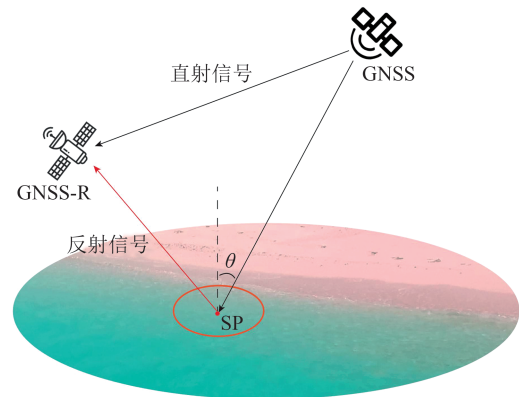


图 2 星载 GNSS-R 系统几何结构示意图

Fig. 2 Geometry of Space-Borne GNSS-R

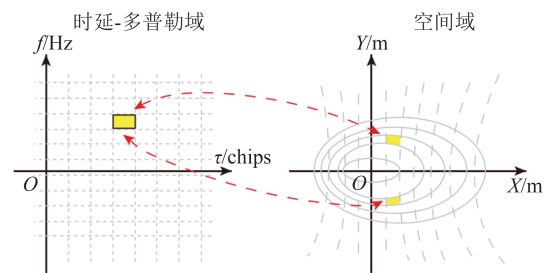


图 3 空间域到时延-多普勒域映射

Fig. 3 Relationship Between Spatial Domain and the Delay-Doppler Domain

DDM 包含地表的物理信息,因此在不同的散射表面上其特征也不同,图 4 为 CYGNSS 数据分别在洋面和陆地上收集的两幅 DDM。由图 4 可知,粗糙洋面上功率分布较为散乱,非相干散射分量占主导成分,DDM 呈典型的“马蹄状”;而陆地粗糙度相对较小,一般认为反射信号中大部分能量为相干散射分量,因此功率较为集中地分布在镜面反射点周围。

由于无法将反射信号中的相干散射分量和非相干散射分量完全分离,因此在实际计算中,通常使用 DDM 峰值、信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)等 GNSS-R 观测数据代替相干散射项^[12-13]。

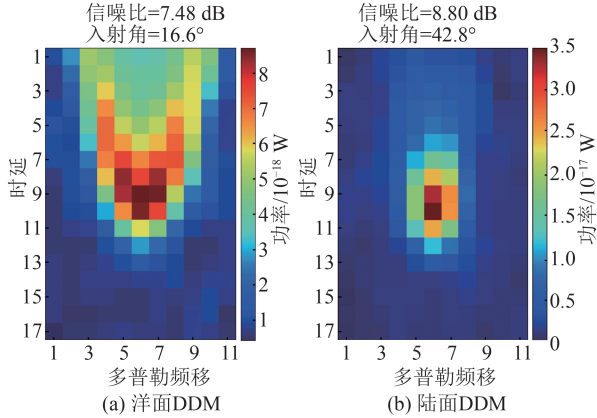


图4 CYGNSS数据采集的DDM
Fig. 4 DDMs Collected by CYGNSS

1.2 误差源分析

由于陆地环境的多样性,GNSS反射信号往往较为复杂,受到多种因素的影响,因此在星载GNSS-R反演土壤湿度的过程中,需要对误差源进行分析。

地表粗糙度是影响信号反射过程的主要因素之一,反射信号由相干散射分量和非相干散射分量共同构成。随着表面粗糙度不断增加,相干散射分量会逐渐减小,当表面到达极度粗糙的状态时反射面上仅发生漫反射,此时认为相干散射分量可以忽略。图5为信号散射过程随表面粗糙度发生变化的示意图。地表粗糙度与介电常数之间存在较强的耦合关系,校正其影响是土壤湿度反演中的关键。目前的研究工作大多采用SMAP数据所提供的粗糙度系数对反射率进行校正,但该参数是与土地覆盖类型相关的静态数据集,无法跟踪由农业生产实践、自然侵蚀等因素造成的粗糙度变化。因此,探索更精确实时的粗糙度参数,或开发根据星载GNSS-R观测值计算地表粗糙度的算法,对提高土壤湿度反演精度非常重要。

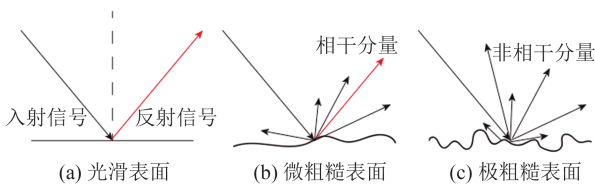


图5 信号反射过程与地表粗糙度关系

Fig. 5 Relationship Between Signal Reflection Process and Surface Roughness

植被不仅会导致微波信号的散射,且植被中含有的水分会大大降低微波信号对土壤湿度的敏感性,为了校正植被对微波信号造成的衰减效应,文献[14]提出了密歇根微波植被散射模型(Michigan microwave canopy scattering model,

MIMICS),但该模型通常用于单基雷达,并不适用于星载GNSS-R系统。基于此,文献[15]根据一阶辐射传递方程和波合成技术对MIMICS模型进行改进,使其适用于双基雷达系统的圆极化信号,通过对不同频率和极化条件下的散射模型进行仿真分析,研究了反射信号在植被冠层的散射特性。

在利用传统经验模型和机器学习算法的星载GNSS-R反演土壤湿度研究中,除了根据地表植被覆盖散射模型对微波信号的衰减效应进行校正,通常采用植被光学厚度(vegetation optical depth, VOD)、植被含水量(vegetation water content, VWC)、归一化植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)作为辅助参数校正植被所造成的影响。然而,NDVI在植被密度较高时容易达到饱和,从而导致对高密度植被覆盖区冠层水分的过低估计。现有研究大多采用SMAP提供的VOD参数,其由中分辨率成像光谱仪(moderate-resolution imaging spectroradiometer, MODIS)的NDVI数据推导得到,与微波信号频率衰减的相关性很低,并不能很好地表征植被对微波信号造成的散射效应^[16]。因此,研究其他植被参数,如叶面积指数(leaf area index, LAI)、地上生物量(above ground biomass, AGB)等作为辅助数据,通过分析反射信号对不同植被参数的敏感性确定单个特征对反演性能的贡献,进而量化植被的衰减效应,对改进土壤湿度反演模型、提高反演精度具有重要意义。

水体通常会造成交射信号强烈的相干散射,如图6所示,即使水体的面积很小,也会显著影响信号功率,从而降低地表反射率(surface reflectivity, SR)与土壤湿度的相关性,因此在土壤湿度反演过程中需要对开放水域进行精确剔除。文献[12]利用全球水体数据集(global surface water explorer, GSWE)的季节性产品对水域进行掩膜。对于每个镜面反射点,计算其周围 $7\text{ km} \times 7\text{ km}$ 范围内的水量,若水体面积超过1%,则将该观测值剔除。文献[17]同样使用GSW数据,通过将镜面反射点的坐标与水体位置进行匹配,以减弱水体的影响。此外,在一些应用机器学习反演模型的研究中,将GSW作为输入层数据以对水体区域进行掩膜^[12,18],但GSW是由Landsat影像制作而成,由于受到云层和植被的影响,会对部分水体产生探测误差,从而引起土壤湿度反演结果的不准确性^[19]。后续研究可通过改变阈值、缩小格网面积

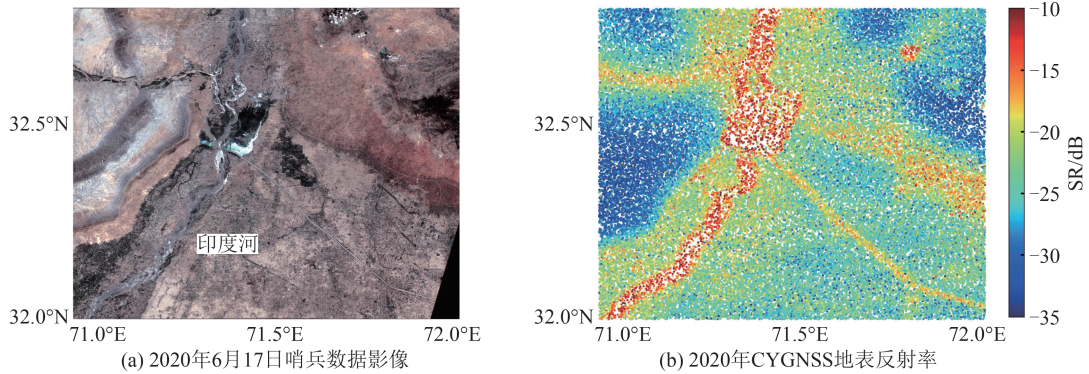


图 6 巴基斯坦北部地区的光学影像及其 CYGNSS 地表反射率

Fig. 6 Observations of CYGNSS Surface Reflectivity Along with an Optical Image for a Region in Northern Pakistan

等手段改进水体剔除算法。此外,于 2022 年 12 月发射升空的地表水和海洋地形(surface water and ocean topography, SWOT)任务卫星将覆盖全球至少 90% 的区域,可提供高分辨率的内陆水体观测结果,这将为星载 GNSS-R 剔除水体算法带来新的契机^[20]。

除粗糙度、植被和水体外,其他地表参数如地形、地表温度、土地覆盖类型等,也会导致反射率或信号散射机制的变化,从而影响土壤湿度反演结果。目前通常将各种地表参数作为反演模型的输入层特征,机器学习算法虽然可以拟合各参数间的非线性关系,但过多的输入数据会加大计算成本,容易导致模型过拟合。因此,研究不同介质作用下的微波散射机制,分析各地表参数与土壤湿度的耦合关系并对其在校正过程中的贡献程度进行量化,从而选择更为合理的地表辅助数据是重要的研究课题。

此外,还需要考虑观测几何结构对反演过程的影响。由于 CYGNSS 的设计初衷是监测热带气旋,因此镜面反射点坐标是基于大地水准面计算得到的,而对于陆地观测,这会在计算接收机与发射机到镜面点的距离时引入误差,从而导致地表反射率的不准确性。文献[21]通过分析镜面点周围的局部地形,尤其是大尺度坡度对星载 GNSS-R 技术的影响,提出了一种新的几何计算策略对路径进行正逆解算,大幅降低了镜面点地理位置的标准差。除了镜面点的地理坐标,入射角也是不可忽略的影响因素之一。高入射角的微波信号会穿过更多的植被,造成信号强度更多的衰减,因此需要考虑入射角变化对反演过程的影响。文献[22]研究发现 CYGNSS 观测数据对入射角具有显著的依赖性,为了解决不同入射角的信噪比在同一格网中进行平均时所产生的不确定性,提出了对入射角进行归一化的方法;文

献[23]基于半经验模型反演土壤湿度,将入射角的范围局限于 30° 以内。文献[24]研究了不同粗糙度和土壤湿度下的 CYGNSS 反射率与卫星仰角的关系变化。结果表明,在仰角为 55°~25° 时,反射率随之增加,而在仰角为 85°~55° 时,反射率则随之下降。星载 GNSS-R 的接收机可以获得大范围的入射角数据,这在其他遥感技术中具有很大优势,可大大增加可用的观测数据量,而现有研究对入射角的分析较少, CYGNSS 数据产品中角度信息的处理仍然是一个尚未解决的问题。

除此之外,星载 GNSS-R 原始数据的校准也是影响反演精度的重要因素。接收机与发射机的天线增益及发射机功率与地表反射率的准确性直接相关,等效辐射功率与射频干扰也是数据校准的重要方面。相较于 3.0 版本的 CYGNSS L1 数据,3.1 版本的数据调整了科学天线的增益模式,提高了归一化双基雷达散射系数(normalized bistatic radar cross section, NBRCS)校准的精度。此外,还增加了机载数字处理器对粗量化效果的校正,以减少射频干扰的影响。为了消除错误或噪声的数据点,需要对数据进行质量控制,除了采用数据本身的质量标签外,通常会根据入射角、信噪比、天线增益等对数据进行过滤,但这些标准只是经验性的修正,针对土壤湿度反演研究,目前尚未对 CYGNSS 数据进行标准化。

2 星载 GNSS-R 反演土壤湿度研究进展

GNSS-R 接收机体积小、重量轻,可以搭载在地基、空基、星基多种平台上。但对于大面积的连续观测,星载 GNSS-R 更为合适。本节首先介绍了 GNSS-R 卫星任务的发展现状,然后针对

CYGNSS数据反演土壤湿度的算法进行综述,并讨论了融合星载GNSS-R与其他遥感数据反演土壤湿度的研究现状及发展方向。

2.1 星载GNSS-R星座发展现状

UK-DMC(united kingdom-disaster monitoring constellation)是首个携带GNSS-R接收机的卫星,于2003年12月发射进入太阳同步轨道,运行高度约为680 km。在轨运行8 a后,该卫星在2011年退役。自运行以来,UK-DMC收集了各种条件下的全球定位系统(global positioning system,GPS)反射信号,Gleason等^[25]研究了这些数据用于反演地表参数的可行性。此外,UK-DMC所采集的数据在后续GNSS-R载荷的优化设计中发挥了重要作用,且该载荷已在TDS-1(Tech-DemoSat-1)和CYGNSS中投入使用^[26]。

TDS-1卫星于2014年7月发射升空,以 98.8° 的倾角在约为825 km的轨道上空运行,搭载GNSS-R有效载荷,所提供的数据已应用于各项地表参数的反演,如海面高度、海冰厚度、海面风速及土壤湿度等^[26-28]。但TDS-1卫星的重访周期在6个月以上,因此所采集的数据在时空覆盖度上存在严重的限制,无法实现对土壤湿度的每日估计。相比之下,美国宇航局于2016年12月发射的CYGNSS卫星星座,平均重访周期仅为7.2 h,为星载GNSS-R技术反演高时空分辨率的土壤湿度带来了新的契机。CYGNSS由8颗小卫星组成,每颗卫星都携带一个四通道的GNSS-R双基雷达接收机,收集从地表反射的GPS信号。这些小卫星以 35° 的轨道倾角在约为580 km的泛热带上空运行,数据覆盖范围约为南北纬 38° 之间,图7为2020-08-01 CYGNSS 8颗卫星的运行轨迹。虽然CYGNSS卫星任务的设计初衷是为了监测热带气旋,但由于同时收集了来自陆地表面的散射信号,因此CYGNSS数据也被广泛用于陆表参数的反演。Chew等^[29]研究发现CYGNSS地表反射率与SMAP土壤水分的变化量之间存在较强的正相关关系,证明CYGNSS可用于开发高时间分辨率(可能每6 h)的全球土壤水分产品。由于TDS-1已经于2019年停止运行,因此CYGNSS是目前的主流数据,被广泛应用于星载GNSS-R对地观测任务。

捕风一号作为中国GNSS-R星座的试点任务,于2019年6月成功发射升空,其运行高度为579 km,轨道倾角为 45° ,数据覆盖范围约为南北纬 53° 之间。BF-1所搭载的GNSS-R载荷可同时

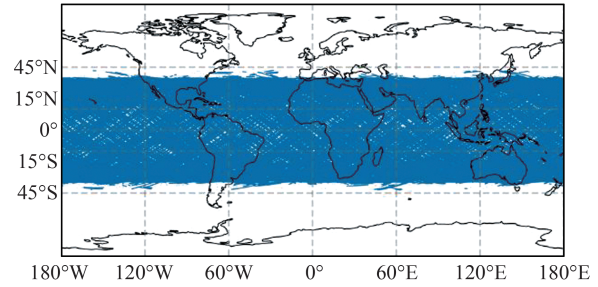


图7 2020年8月1日CYGNSS卫星运行轨迹

Fig. 7 Orbit of CYGNSS Satellites on August 1st, 2020

接收GPS L1波段及北斗B1I波段的信号,使其有可能在科学天线的视野范围内获得更多的GNSS-R观测数据。文献[30]首次利用BF-1数据进行土壤湿度反演,且反演结果与SMAP和实测站点的土壤湿度参考数据均取得了良好的一致性,相关系数分别为0.94和0.77,均方根误差(root mean square error, RMSE)分别为 $0.029 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 和 $0.049 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。此外,Spire GNSS-R、FSS-Cat、DoT-1、风云3E等卫星也都携带GNSS-R载荷,可通过接收并处理地表的反射信号进行相关参数的反演。计划于2024年发射的HydroGNSS卫星,将利用反射测量技术实现对地观测,该任务聚焦于水文气候数据的观测,提供湿地、地上生物量、冻土冻融以及土壤湿度的探测结果^[31]。表1总结了部分GNSS-R星座的基本信息。

2.2 传统经验模型用于反演土壤湿度

目前,利用DDM反演土壤湿度的算法大致可分为经验模型和机器学习两类。传统经验模型算法简单,在CYGNSS观测值和土壤湿度数据间呈现出清晰的关系,因此在研究中被广泛采用。Chew等^[29]研究发现CYGNSS反射率与SMAP土壤湿度数据间存在很强的正相关关系,基于此建立线性回归模型得到了每日CYGNSS土壤湿度估值,其与SMAP土壤湿度间的无偏均方根偏差(unbiased root mean square deviation, ubRMSD)为 $0.045 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,表明CYGNSS具有提供全球土壤湿度产品的能力。Chew等^[12]利用CYGNSS反射率与土壤湿度间的正相关关系,逐格网建立一元线性回归模型反演CYGNSS土壤湿度,反演结果作为CYGNSS官方L3土壤湿度产品可在<https://search.earthdata.nasa.gov/search>免费下载。该产品空间分辨率为36 km,时间分辨率为6 h,与实测站点土壤湿度数据均取得了较好的一致性,ubRMSD为 $0.049 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。

文献[16]考虑了植被和粗糙度对微波信号

表 1 部分星载 GNSS-R 任务的发射时间、信号源及信号频率信息

Tab. 1 Launch Time, Signal Source and Signal Frequency Information of Some Space-Borne GNSS-R Missions

卫星任务	发射机构/国家	运行时间	信号源	信号频率
UK-DMC	英国	2003 年	GPS	L1
UK-TDS-1	英国	2014 年	GPS	L1
CYGNSS	美国	2016 年	GPS,	L1
Cat-2	西班牙	2016 年	GLONASS-Galileo, BeiDou	L1, L2
SMAP GNSS-R	美国	2017 年	GPS	L2
BF-1	中国	2019 年	GPS, BeiDou	L1
Spire GNSS-R	Spire 公司	2019 年	GPS, Galileo	L1
Cat-4	西班牙	2020 年	GPS, Galileo	L1, L2
FSSCat	西班牙	2020 年	GPS, Galileo	L1
DoT-1	英国	2020 年	GPS	L1
FY-3E	中国	2020 年	GPS, Galileo, BeiDou	L1
HydroGNSS	欧空局	2024 年	GPS, Galileo	L1/E1, L5/E5a

的衰减效应,提出反射率-植被-粗糙度(reflectivity-vegetation-roughness, RVR)的三元线性回归模型反演 CYGNSS 土壤湿度,模型参数为 SMAP 提供的粗糙度系数和 VOD 数据。CYGNSS 反演结果与 SMAP 参考数据具有较好的相关性, RMSD 为 $0.07 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。此外,在美国得克萨斯州与澳大利亚新南威尔士州进行了局部精度评估,均取得了较好的结果。文献[32]改进了该算法,利用 DDM 统计矩表征地表粗糙度信息,进一步减少了对外部辅助数据的依赖, CYGNSS 反演结果与 SMAP 土壤湿度的相关系数为 0.8,且相比于 SMAP 数据, CYGNSS 土壤湿度在泛全球区域的空间覆盖范围平均提高了约 22%,证明 CYGNSS 可作为 SMAP 土壤湿度的有效补充数据。

文献[33]同样采用线性回归的算法基于 CYGNSS 观测数据逐格网建立土壤湿度反演模型,但与以往研究不同的是,其首次考虑了地表温度的影响。通过设置对照实验,该研究证明了地表温度在土壤湿度反演中的必要性和有效性, CYGNSS 反演结果与 SMAP 及实测站点土壤湿度都具有较好的一致性。在反演模型中加入地表温度参数后,尤其在干旱区域,反演效果显著提升。

除传统经验模型外,也有部分研究采用半经验模型反演 CYGNSS 土壤湿度。如 Wan 等^[13]提出了一种两步校准法,可用来修正 CYGNSS 地表反射率估算的系统误差,以及由植被所造成的衰减效应,校准后所反演的 CYGNSS 土壤湿度与 SMAP 和实测站点参考数据都具有了更好的相关性。Yueh 等^[34]以土壤湿度、植被含水量、地表粗糙度为主要参数建立了一种半经验模型,研究了这些因素对 CYGNSS 反射率的影响。结果表明, CYGNSS 反射率对土壤湿度变化的响应与 SMAP 和 SMOS 卫星利用介电常数模型计算得到的菲涅尔反射率变化一致。

2.3 机器学习方法用于反演土壤湿度

经验模型虽然算法简单,但由于误差源众多,土壤湿度反演过程往往具有更高的复杂性, CYGNSS 观测数据与土壤湿度及其他地表参数间存在非线性关系,因此许多研究利用人工神经网络(artificial neural network, ANN)、随机森林(random forest, RF)、支持向量回归(support vector regression, SVR)、极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)等机器学习模型反演 CYGNSS 土壤湿度。

文献[18]利用全连接 ANN 模型,通过学习全球土壤湿度网络(international soil moisture network, ISMN)的实测站点土壤湿度数据与 CYGNSS 观测值及其他地球物理参数间的非线性关系,进行 CYGNSS 土壤湿度预测。对反演结果进行迁移性检验,其与参考数据的相关系数达到 0.900 9,无偏均方根误差(unbiased RMSE, ubRMSE)为 $0.054 4 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$,证明了该模型反演土壤湿度的可行性。

文献[35]对比分析了 ANN、RF 和 SVR 3 种常用的机器学习算法在 CYGNSS 土壤湿度预测方面的性能。通过交叉验证的方法确定 RF 为最优的反演模型,其反演结果与参考数据的 RMSE 最小(为 $0.052 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$)。此外,该研究首次将土壤类型作为输入特征,分析了土地覆盖类型及土壤质地条件对 CYGNSS 土壤湿度反演结果的影响。总体而言,研究结果表明,在植被含水量小于 $5 \text{ kg}/\text{m}^2$,且空间异质性相对较低的地区,该算法可提供可靠的土壤湿度估计值。随后,文献[36]又将该算法的应用扩展至泛全球区域,通过对 170 个 ISMN 站点近 3 a 的数据进行学习,生成时间分辨率最高为 1 d,空间分辨率为 9 km 的 CYGNSS 土壤湿度,其与 SMAP 土壤湿度的 ubRMSD 为

0.044 cm³/cm³,相关系数为0.66。

除了实测站点观测值,还有很多研究利用SMAP土壤湿度作为训练数据。Jia等^[37]提出了一种预分类策略将同一类型土地的数据进行聚合,最大限度减少地形所造成的影响。相比传统机器学习模型的反演结果,预分类策略有效提高了反演精度,表明土地覆盖类型在土壤湿度反演中的重要作用及应用预分类策略的有效性。

文献[38]同样采取了聚类策略构建机器学习反演模型,与文献[37]不同的是,该研究基于3 km格网进行聚合,采用了多种聚类策略,构建以不同格网尺寸为基础的多种训练模型。此外,将土地覆盖类型与气候带结合,采用32种组合方式划分全球格网。该研究以CYGNSS观测数据及其他表征地表状况的辅助参数作为输入层数据,在各个分类策略下构建RF模型反演土壤湿度,反演结果与SMAP土壤湿度的ubRMSE达到0.039 5 cm³/cm³,表明CYGNSS可以提供高时空分辨率的土壤湿度数据,作为当前全球土壤湿度数据库的有效补充。

目前基于机器学习方法反演土壤湿度的研究中,大多将CYGNSS DMM的单一标量(如双基雷达散射系数、信噪比、反射率等)作为输入特征,这可能会导致某些空间信息的丢失。基于此,文献[39]利用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型,将DDM二维图像作为输入特征生成了2017—2019年的CYGNSS土壤湿度产品,该产品在SMAP表现欠佳的区域具有时空分辨率和覆盖范围方面的优势,与实测站点土壤湿度的对比也具有较好的相关性。此外,还有诸多学者研究了采用不同机器学习模型,输入不同特征参数进行土壤湿度的反演,表2总结了近年来机器学习方法用于CYGNSS土壤湿度反演的研究进展。

2.4 多源数据融合反演土壤湿度

用于反演土壤湿度的多种遥感技术各具优势和局限性,利用多源数据融合反演土壤湿度不仅可以降低反演误差,还能有效提高数据的时空分辨率及覆盖范围。目前,有诸多学者研究了融合光学遥感及主被动微波遥感数据反演土壤湿度的可行性和有效性^[3],但联合星载GNSS-R数据的研究较少。

CYGNSS卫星平均7.2 h的重访周期在快速、大范围的土壤湿度监测中具有极大优势,CYGNSS一天的运行数据即可覆盖泛全球区域,但由于其数据呈随机轨迹分布,在局部地区可能

会出现采样点稀疏甚至空白采样的情况。而主动微波遥感空间分辨率很高,因此研究后向散射系数与反射率之间的依赖关系,考虑用机器学习等算法融合SAR与CYGNSS数据,可能会进一步提高星载GNSS-R土壤湿度产品的时空分辨率。

此外,GNSS反射信号干涉测量(GNSS interferometric reflectometry, GNSS-IR)数据与星基GNSS-R的数据融合也是重要的发展方向。GNSS-IR技术的空间尺度约为1 000 m²,可作为小尺度实测站和大尺度卫星遥感数据的良好补充。2018年,Xu等^[44]利用广义回归神经网络模型(generalized regression neural network, GRNN)对SMAP、ISMN、GNSS-R土壤湿度数据进行点面融合,实验结果表明,GRNN模型具有较好的性能,融合的土壤湿度产品在时间和空间尺度上都与参考数据具有较好的一致性,通过交叉验证的相关系数约为0.9,ubRMSE为0.044 cm³/cm³,说明反演模型很好地构建了点尺度和面尺度数据间的非线性关系。因此,研究机器学习模型用于GNSS-R技术的星地联合反演方法,可以有效提高土壤湿度产品的准确性。

3 星载GNSS-R反演土壤湿度现存挑战

目前,星载GNSS-R反演土壤湿度的研究尚处于初步阶段,虽然发展了各种反演模型,但仍有多不确定因素需要进一步研究。本节对反演算法中的技术难点进行分析,提出了星载GNSS-R反演土壤湿度所面临的挑战。

3.1 反射信号中相干和非相干散射分量的占比

目前,反射信号中相干和非相干散射分量的处理仍是一个悬而未决的问题。大多数研究假设经由陆地的反射信号中相干散射分量占主导成分,但地形、粗糙度的变化及植被的密集程度会导致非相干项比相干项更强的情况^[16,29,45]。文献[46]认为相干散射分量主要来自于内陆水体的贡献,而非相干散射分量则是由非水体的陆表引起,因此提出利用时间序列方法基于CYGNSS数据的非相干散射分量反演土壤湿度,其反演结果与SMAP土壤湿度数据具有良好的一致性, RMSE达到0.04 cm³/cm³,证明了该方法的合理性和有效性。2018年,文献[47]提出一种利用CYGNSS原始中频数据复数波形的相位信息,对反射信号的相干性和非相干性进行识别的方法,

表 2 基于机器学习算法的 CYGNSS 土壤湿度反演研究

Tab. 2 Advances in Soil Moisture Retrieval by CYGNSS Based on Machine Learning

文献来源	反演模型	参考数据	CYGNSS 观测数据	时间范围/月	空间分辨率/km	精度评价
文献[18]	ANN	ISMN	SR, TES, θ	24	9	ubRMSE=0.054 4 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.900 9(\text{vs in-situ})$
文献[40]	ANN	SMAP	SR, SNR, θ	9	36	$R = 0.85(\text{vs SMAP})$
文献[35]	ANN, RF, SVR	ISMN	SR, TES, θ	33	36	ubRMSE=0.052 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.894(\text{vs in-situ})$
文献[36]	RF	ISMN	SR, TES, θ	26	9	ubRMSE=0.044 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.66(\text{vs SMAP})$ ubRMSE=0.062 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.798(\text{vs SMAP})$
文献[28]	ANN	SMAP	SR	13	36	ubRMSE=0.053 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.724(\text{vs in-situ})$ RMSE = 0.052 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.86(\text{vs SMAP})$
文献[37]	XGBoost	SMAP	SR	24	36	ubRMSE=0.049 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.753(\text{vs in-situ})$ ubRMSE=0.0395 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.400 6(\text{vs SMAP})$
文献[38]	RF	SMAP	SR, TES, θ	33	9	ubRMSE=0.054 3 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.462 3(\text{vs in-situ})$ RMSE = 0.032 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.8(\text{vs SMAP})$
文献[41]	ANN	SMAP	SR	24	36	RMSE = 0.082 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.85(\text{vs in-situ})$ RMSE = 0.063 $\text{cm}^3 \cdot \text{cm}^{-3}$ $R = 0.71(\text{vs SMAP})$
文献[42]	ANN, RF, XGBoost	SMAP	BRCS, TES, θ , LC	12	9	ubRMSE=0.033 3 $\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$ $R = 0.94(\text{vs SMAP})$
文献[43]	CNN	SMAP	SR, BRCS, AP, ESA, θ	44	9	
文献[39]	CNN	SMAP	SR, θ	33	36	

注: TES(trailing edge slope)为后沿斜率; BRCS(bistatic radar cross section)为双基雷达散射系数; LC(land cover type)为土地覆盖类型; AP(analog power)为模拟功率; ESA(effective scattering area)为有效散射面积; vs in-situ/SMAP 表示反演结果与 in-situ/SMAP 参考数据比较。

其原理是相干散射分量的功率会随着相干积分时间的增加而增加,而非相干散射分量则没有这种特征,实验结果表明该方法有效地探测到了反射信号中的相干分量。文献[48]通过对零时延处的功率波形主轴方向进行分解来评估信号的相干性,如果能够主要得到一个主轴能量方向,则表示反射信号是相干的。文献[49]对信号载波相位观测量进行循环统计计算,根据其循环长度和循环峰度判定反射信号的相干性。上述研究都是对反射信号的相干性进行二元判断,即该信号是相干或非相干的,但是陆表情况往往较为复杂,不可能完全光滑或粗糙,因此反射信号是由相干项和非相干项共同构成,而某种分量的占比情况仍然很难确定,目前尚未提出解决方法。因此,需要根据地表特征及入射角等情况对信号

的散射机制进行更细致的研究。

3.2 反演算法对辅助数据的依赖

不论是基于线性回归模型,还是机器学习算法,在目前星载 GNSS-R 反演土壤湿度的研究中,大多采用其他辅助数据以提高反演精度,因为星载 GNSS-R 观测数据不仅受到土壤湿度的影响,还与植被、粗糙度、水体等其他因素有关。然而,辅助数据源本身具有的误差可能会为反演结果带来不确定性。文献[23]证明了使用 SMAP 低分辨率粗糙度系数与使用 ICESAT (ice, cloud, and land elevation satellite)所提供的高分辨率粗糙度产品作为辅助数据时,所得到的星载 GNSS-R 土壤湿度反演结果不同。因此,有必要探索更为准确、实时的粗糙度数据集,或研究根据 GNSS-R 观测数据反演地表粗糙度的方

法。同样,探究更能准确表征微波信号衰减效应的植被参数与用于对开放水域进行掩膜的水体数据集,也是不可忽视的重要问题。

星载 GNSS-R 反演土壤湿度过程中对于辅助数据的依赖,会强烈地影响最终反演结果,因此需要深入研究微波信号散射机制,开发更为严谨的物理模型,探究更为准确、实时的地表参数,基于 CYGNSS 数据表征地表状况以减少对外部辅助数据的依赖。

3.3 入射角信息的利用

CYGNSS 接收机可以获得大范围的入射角数据,通过考虑极端入射角的影响,可进一步增加可用数据量,从而提高反演结果的时空分辨率。而在目前的研究中,通常仅对入射角进行简单的归一化处理^[22,46],或者直接忽略入射角对土壤湿度反演过程的影响^[16,29]。不同观测几何结构中的角度信息对反射系数或散射系数的影响很大,这会对反演结果造成很大影响。同时,CYGNSS 所提供的大范围入射角观测数据相较于其他众多星载任务是一大优势,因此合理利用所有观测数据,开发基于不同入射角的反演算法,扩展 GNSS-R 数据在土壤湿度反演中的可用性十分重要。

4 总结与展望

本文在 CYGNSS 反演土壤湿度研究进展的基础上,分析并总结了目前所面临的挑战,主要包括以下几个方面:(1)反射信号中相干和非相干散射分量占比不确定的问题。在陆地应用中,通常假设反射信号中相干散射分量占主导成分,从而忽略了非相干项。然而,地形、粗糙度以及植被的变化会导致非相干项更强的情况,因此,研究 GNSS 信号在不同地表及入射角情况下的散射机制,构建可靠的双基 GNSS 前向散射土壤湿度模型是重要问题之一。(2)反演算法对辅助数据的依赖。在反演过程中需要加入辅助数据以校正误差源的影响,但辅助数据源本身具有的误差可能会导致反演结果的不准确性。(3)入射角信息的充分利用。现有研究中消除入射角影响的方法大多是将入射角控制在一定范围内,或对其进行简单的归一化处理,一定程度上浪费了星载 GNSS-R 载荷所能接收到的入射角信息。入射角会引起信号散射特性的不同,因此结合地表情况研究入射角发生变化时的散射机理,开发基于不同入射角的反演算法,从而扩展 GNSS-R 数据在土壤湿度反演中的可用性十分重要。

此外,土壤湿度参考数据的选择也需考虑,采用地面实测站的土壤湿度作为真值时,点尺度和面尺度数据无法匹配;而选择 SMAP 或 SMOS,则会浪费 CYGNSS 数据较高的空间采样率,可通过降尺度或使用 SAR 数据作为参考值以实现更高的空间分辨率。

参 考 文 献

- [1] Jin Shuanggen, Zhang Qinyun, Qian Xiaodong. New Progress and Application Prospects of Global Navigation Satellite System Reflectometry (GNSS+R) [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2017, 46(10): 1389-1398. (金双根, 张勤耘, 钱晓东. 全球导航卫星系统反射测量(GNSS+R)最新进展与应用前景[J]. 测绘学报, 2017, 46(10): 1389-1398.)
- [2] Western A W, Blöschl G, Grayson R B. Geostatistical Characterisation of Soil Moisture Patterns in the Tarrawarra Catchment [J]. *Journal of Hydrology*, 1998, 205(1): 20-37.
- [3] Li Z L, Leng P, Zhou C H, et al. Soil Moisture Retrieval from Remote Sensing Measurements: Current Knowledge and Directions for the Future [J]. *Earth-Science Reviews*, 2021, 218: 103673.
- [4] Liu Qi, Zhang Shuangcheng, Nan Yang, et al. Flood Detection of South Asia Using Spaceborne GNSS-R Coherent Signals [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(11): 1641-1648. (刘奇, 张双成, 南阳, 等. 利用星载 GNSS-R 相干信号探测南亚洪水[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(11): 1641-1648.)
- [5] Deng Pan, Wang Zemin, An Jiachun, et al. An Improved Algorithm Based on Wavelet Decomposition to Retrieve Snow Depth Using GNSS-R Signals [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2021, 46(6): 863-870. (邓攀, 王泽民, 安家春, 等. 利用小波分解的 GNSS-R 雪厚反演改进算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(6): 863-870.)
- [6] Zhang Guodong, Guo Jian, Yang Dongkai, et al. Sea Ice Edge Detection Using Spaceborne GNSS-R Signal [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(5): 668-674. (张国栋, 郭健, 杨东凯, 等. 星载 GNSS-R 海冰边界探测方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(5): 668-674.)
- [7] Du Hao, Guo Wenfei, Guo Chi, et al. Adaptively CDF Matching Method in GNSS-R Wind Speed Retrieval [J]. *Geomatics and Information Science of*

- Wuhan University, 2021, 46(12): 1924-1931. (杜皓, 郭文飞, 郭迟, 等. 针对 GNSS-R 海面风速反演的自适应 CDF 匹配方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2021, 46(12): 1924-1931.)
- [8] Jin S G, Komjathy A. GNSS Reflectometry and Remote Sensing: New Objectives and Results[J]. *Advances in Space Research*, 2010, 46(2): 111-117.
- [9] Jin S G, Feng G P, Gleason S. Remote Sensing Using GNSS Signals: Current Status and Future Directions [J]. *Advances in Space Research*, 2011, 47(10): 1645-1653.
- [10] Wan Wei, Chen Xiuwan, Li Guoping, et al. GNSS Reflectometry: A Review of Theories and Empirical Applications in Ocean and Land Surfaces [J]. *Remote Sensing Information*, 2012, 27(3): 112-119. (万玮, 陈秀万, 李国平, 等. GNSS-R 遥感国内外研究进展[J]. 遥感信息, 2012, 27(3): 112-119.)
- [11] Choudhury B J, Schmugge T J, Chang A, et al. Effect of Surface Roughness on the Microwave Emission from Soils [J]. *Journal of Geophysical Research*, 1979, 84(C9): 5699-5706.
- [12] Chew C, Small E. Description of the UCAR/CU Soil Moisture Product [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(10): 1558.
- [13] Wan W, Ji R, Liu B J, et al. A Two-Step Method to Calibrate CYGNSS-Derived Land Surface Reflectivity for Accurate Soil Moisture Estimations [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2019, 16(10): 2500-2505.
- [14] Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K, et al. Michigan Microwave Canopy Scattering Model [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1990, 11(7): 1223-1253.
- [15] Wu X R, Calabria A, Xu J, et al. Forest Canopy Scattering Properties with Signal of Opportunity Reflectometry: Theoretical Simulations [J]. *Geoscience Letters*, 2021, 8(1): 25.
- [16] Clarizia M P, Pierdicca N, Costantini F, et al. Analysis of CYGNSS Data for Soil Moisture Retrieval [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12(7): 2227-2235.
- [17] Yang Wentao, Xu Tianhe, Wang Nazi, et al. Influence of Open Water in Retrieval of Soil Moisture by Spaceborne GNSS-R [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2023, 49(7): 1779-1786. (杨文涛, 徐天河, 王娜子, 等. 星载 GNSS-R 土壤湿度反演中开放水域的影响 [J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(7): 1779-1786.)
- [18] Eroglu O, Kurum M, Boyd D, et al. High Spatio-temporal Resolution CYGNSS Soil Moisture Estimates Using Artificial Neural Networks [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(19): 2272.
- [19] Pekel J F, Cottam A, Gorelick N, et al. High-Resolution Mapping of Global Surface Water and Its Long-Term Changes [J]. *Nature*, 2016, 540(7633): 418-422.
- [20] Frasson R P, Schumann G J P, Kettner A J, et al. Will the Surface Water and Ocean Topography (SWOT) Satellite Mission Observe Floods? [J]. *Geophysical Research Letters*, 2019, 46(17): 10435-10445.
- [21] Song M F, He X F, Asgarimehr M, et al. Investigation on Geometry Computation of Spaceborne GNSS-R Altimetry over Topography: Modeling and Validation [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(9): 2105.
- [22] Kim H, Lakshmi V. Use of Cyclone Global Navigation Satellite System (CyGNSS) Observations for Estimation of Soil Moisture [J]. *Geophysical Research Letters*, 2018, 45(16): 8272-8282.
- [23] Calabria A, Molina I, Jin S G. Soil Moisture Content from GNSS Reflectometry Using Dielectric Permittivity from Fresnel Reflection Coefficients [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(1): 122.
- [24] Carreno-Luengo H, Luzi G, Crosetto M. Impact of the Elevation Angle on Cygnss GNSS-R Reflectivity over Different Scattering Media over Land and Ocean [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Valencia, Spain, 2018.
- [25] Gleason S, Adjrard M, Unwin M. Sensing Ocean, Ice and Land Reflected Signals from Space: Results from the UK-DMC GPS Reflectometry Experiment [C]// The 18th International Technical Meeting of the Satellite Division of The Institute of Navigation (ION GNSS 2005), Long Beach, CA, USA, 2005.
- [26] Foti G, Gommenginger C, Jales P, et al. Spaceborne GNSS Reflectometry for Ocean Winds: First Results from the UK TechDemoSat-1 Mission [J]. *Geophysical Research Letters*, 2015, 42(13): 5435-5441.
- [27] Chew C, Shah R, Zuffada C, et al. Demonstrating Soil Moisture Remote Sensing with Observations from the UK TechDemoSat-1 Satellite Mission [J]. *Geophysical Research Letters*, 2016, 43(7): 3317-3324.
- [28] Yang T, Wan W, Sun Z G, et al. Comprehensive Evaluation of Using TechDemoSat-1 and CYGNSS Data to Estimate Soil Moisture over Chinese Mainland [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(11): 1699.

- [29] Chew C C, Small E E. Soil Moisture Sensing Using Spaceborne GNSS Reflections: Comparison of CYGNSS Reflectivity to SMAP Soil Moisture [J]. *Geophysical Research Letters*, 2018, 45(9): 4049–4057.
- [30] Wan W, Liu B, Guo Z, et al. Initial Evaluation of the First Chinese GNSS-R Mission BuFeng-1 A/B for Soil Moisture Estimation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 8017305.
- [31] Unwin M J, Pierdicca N, Cardellach E, et al. An Introduction to the HydroGNSS GNSS Reflectometry Remote Sensing Mission [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2021, 14: 6987–6999.
- [32] Yan Q Y, Huang W M, Jin S G, et al. Pan-Tropical Soil Moisture Mapping Based on a Three-Layer Model from CYGNSS GNSS-R Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 247: 111944.
- [33] Zhu Y F, Guo F, Zhang X H. Effect of Surface Temperature on Soil Moisture Retrieval Using CYGNSS [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2022, 112: 102929.
- [34] Yueh S H, Shah R, Chaubell M J, et al. A Semiempirical Modeling of Soil Moisture, Vegetation, and Surface Roughness Impact on CYGNSS Reflectometry Data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 60: 5800117.
- [35] Senyurek V, Lei F N, Boyd D, et al. Machine Learning-Based CYGNSS Soil Moisture Estimates over ISMN Sites in CONUS [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(7): 1168.
- [36] Senyurek V, Lei F N, Boyd D, et al. Evaluations of Machine Learning-Based CYGNSS Soil Moisture Estimates Against SMAP Observations [J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(21): 3503.
- [37] Jia Y, Jin S G, Chen H L, et al. Temporal-Spatial Soil Moisture Estimation from CYGNSS Using Machine Learning Regression with a Preclassification Approach [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 14: 4879–4893.
- [38] Lei F N, Senyurek V, Kurum M, et al. Quasi-Global Machine Learning-Based Soil Moisture Estimates at High Spatiotemporal Scales Using CYGNSS and SMAP Observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2022, 276: 113041.
- [39] Roberts T M, Colwell I, Chew C, et al. A Deep-Learning Approach to Soil Moisture Estimation with GNSS-R [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(14): 3299.
- [40] Santi E, Pettinato S, Paloscia S, et al. Soil Moisture and Forest Biomass Retrieval on a Global Scale by Using CyGNSS Data and Artificial Neural Networks [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Waikoloa, USA, 2020.
- [41] Hu Yufeng, Wang Ji, Li Zhenhong, et al. Land Surface Soil Moisture Along Sichuan-Tibet Traffic Corridor Retrieved by Spaceborne Global Navigation Satellite System Reflectometry [J]. *Earth Science*, 2022, 47(6): 2058–2068. (胡羽丰, 汪吉, 李振洪, 等. 基于星载 GNSS-R 获取川藏交通廊道沿线地表土壤湿度 [J]. *地球科学*, 2022, 47(6): 2058–2068.)
- [42] Jia Y, Jin S G, Yan Q Y, et al. An Effective Land Type Labeling Approach for Independently Exploiting High-Resolution Soil Moisture Products Based on CYGNSS Data [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 15: 4234–4247.
- [43] Nabi M M, Senyurek V, Gurbuz A C, et al. Deep Learning-Based Soil Moisture Retrieval in CONUS Using CYGNSS Delay-Doppler Maps [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2022, 15: 6867–6881.
- [44] Xu H Z, Yuan Q Q, Li T W, et al. Quality Improvement of Satellite Soil Moisture Products by Fusing with In-situ Measurements and GNSS-R Estimates in the Western Continental U. S [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(9): 1351.
- [45] Ruf C S, Chew C, Lang T, et al. A New Paradigm in Earth Environmental Monitoring with the CYGNSS Small Satellite Constellation [J]. *Scientific Reports*, 2018, 8: 8782.
- [46] Al-Khaldi M M, Johnson J T, O'Brien A J, et al. Time-Series Retrieval of Soil Moisture Using CYGNSS [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(7): 4322–4331.
- [47] Loria E, O'Brien A, Gupta I J. Detection & Separation of Coherent Reflections in GNSS-R Measurements Using CYGNSS Data [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Valencia, Spain, 2018.
- [48] Russo I M, di Bisceglie M, Galdi C, et al. Wave Coherence in GNSS Reflectometry: A Signal Processing Point of View [C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Waikoloa, USA, 2020.
- [49] Collett I, Wang Y, Shah R, et al. Phase Coherence of GPS Signal Land Reflections and Its Dependence on Surface Characteristics [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2021, 19: 3003705.