

引用格式:Fang Xiyao, Jiang Lingmei, Cui Huizhen. Soil Moisture Retrieval in the Tibetan Plateau based on Sentinel-1 Radar Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(6): 1447-1459. [方西瑶, 蒋玲梅, 崔慧珍. 基于 Sentinel-1 雷达数据的青藏高原地区土壤水分反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(6): 1447-1459.]
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.6.1447

基于 Sentinel-1 雷达数据的青藏高原地区 土壤水分反演研究

方西瑶, 蒋玲梅, 崔慧珍

(北京师范大学/中国科学院空天信息创新研究院遥感科学国家重点实验室,
北京师范大学地理科学学部, 北京 100875)

摘要: 土壤水分是地—气能量交换和全球水循环的重要参数之一, 也是水文、气象、农业等研究中的关键参数。高空间分辨率的土壤水分在探讨区域水文过程、生态环境保护及农业水资源管理等方面具有重要意义。基于 Sentinel-1 雷达数据发展了青藏高原地区高空间分辨率土壤水分反演算法, 并获取了区域尺度空间分辨率为 20 m 的土壤水分。该算法首先基于地面数据、Sentinel-1 雷达数据和 MODIS 归一化植被指数对水云模型进行了参数优化, 其次利用优化后的水云模型构建了模拟数据库, 利用人工神经网络算法对模拟数据进行训练, 构建了基于神经网络的土壤水分反演算法。为了检验该算法, 利用 Sentinel-1 雷达数据反演了青藏高原站点区域土壤水分值, 并使用站点实测土壤水分数据对其进行了验证。结果表明: 土壤水分反演值与站点实测值有良好的一致性, 其相关系数为 0.784—0.82, 均方根误差为 $0.052 \text{ m}^3/\text{m}^3$ — $0.064 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。土壤水分反演值在时间序列上能够捕捉到土壤水分实测值的变化趋势。该研究可为青藏高原地区高空间分辨率的土壤水分监测提供一定的参考。

关键词: 土壤水分; Sentinel-1; 人工神经网络算法; 青藏高原

中图分类号: TP701 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)06-1447-13

1 引言

青藏高原有“世界屋脊”之称, 平均海拔高于 4 000 m, 雄踞亚洲东部, 是中纬度大气环流中庞大的阻碍物^[1]。由于特殊的地理位置和地貌特征, 青藏高原在东南亚季风的形成演化和全球气候系统的大气环流中有着重要影响, 同时也是我国和东南亚地区生态和气候系统稳定的重要屏障^[2]。而作为地表水存储的重要组成部分, 土壤水分既是地表—大气能量交换的关键参数之一, 也是影响生态稳定和农业生产的重要因素, 高空间分辨率的土壤水分

有助于加深对水文过程的理解、改进降雨和蒸散发的估算、提升灾害预警能力, 在当地和区域的农业管理、土壤侵蚀建模方面也至关重要^[3]。因此获取高空间分辨率的土壤水分对青藏高原地区的水文过程研究、环境保护和生产生活等方面都具有重要的意义。

目前青藏高原地区的土壤水分获取方法主要分为实地测量、陆面水文过程建模和遥感技术手段。陆面水文过程建模可以获得大面积的深层土壤水分信息, 但模型估算土壤水分存在很大的不确

收稿日期: 2021-07-01; 修订日期: 2022-10-29

基金项目: 国家自然科学基金重大项目“地表异常遥感响应特征与语义表征”(42192581), 国家自然科学基金重大项目“陆地水循环关键参量时空多尺度智慧化遥感”(42090014), 国家自然科学基金项目“长时间序列公里级尺度雪水当量反演关键机理研究”(42171317), 遥感科学国家重点实验室开放基金(OFSLRSS202120)。

作者简介: 方西瑶(1996—), 女, 甘肃陇南人, 硕士研究生, 主要从事微波遥感土壤水分反演。E-mail: fang_xiyao@163.com

通讯作者: 蒋玲梅(1978—), 女, 浙江东阳人, 教授, 主要从事微波遥感地表参数反演和积雪遥感研究。E-mail: jiang@bnu.edu.cn

定性^[4]。地面测量虽然可以进行逐点的观测,获得中小尺度的高精度土壤水分信息,但观测成本高、空间上非常稀疏,在人难以到达的地区无法进行地面观测,不能满足实际应用的需求^[5]。遥感技术为土壤水分区域性“面”信息的获取提供了有效途径。随着遥感技术发展,卫星的空间分辨率、重访周期不断提高,遥感手段已成为了大面积监测土壤水分的主流方法。其中微波遥感可以穿透云雾和小雨,不受天气的影响,具有较强的全天候、全天时的工作能力,且微波对地物具有穿透性,对地表土壤水分相对敏感,主/被动微波遥感是土壤水分遥感反演的有效手段。

微波遥感中,被动微波遥感利用土壤的微波发射率进行土壤水分反演^[6-7],常用于土壤水分反演的卫星有多通道扫描微波辐射计(Scanning Multichannel Microwave Radiometer, SMMR)、高级微波扫描辐射计/地球观测系统(Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS, AMSR-E)、风云三号卫星(FengYun-3B/C/D, FY-3B/C/D)、土壤湿度与海水盐度卫星(Soil Moisture and Ocean Salinity mission, SMOS)和土壤水分主被动探测卫星(Soil Moisture Active and Passive, SMAP)等。被动微波遥感虽然对土壤水分敏感,时间分辨率高,但其空间分辨率低。目前,国际上已有的被动微波土壤水分产品如 AMSR-E/2、FY-3B/C/D、SMOS、SMAP等卫星土壤水分产品空间分辨率主要为25—40 km,无法满足水文气候建模和农业、水资源管理的应用需求。

主动微波遥感向目标发射电磁波,利用回波信息分析地物的特征,土壤水分会直接影响地表土壤的介电常数,介电常数与后向散射系数间有着本质关系,由此可通过后向散射系数反演出土壤水分信息。相较之下,主动微波遥感既可以全天时、全天候进行工作,又能较大范围地获取更精细尺度的地表信息,在区域精细尺度土壤水分监测方面具有潜力,越来越多的学者尝试利用主动微波遥感进行土壤水分反演研究。

由于青藏高原特殊的气候环境和地理位置,一些研究针对该地区利用主动微波遥感开展了土壤水分反演工作。如武胜利等^[8]基于积分方程模型(Integrated Equation Model, IEM)和一阶植被散射模型,利用不同时相的 TRMM/PR 数据获取了土壤水分变化量信息,该工作结果表明 ku 波段范围内的

TRMM/PR 数据在一定程度上也可以反映青藏高原地区的土壤水分变化情况,不同站点反演值的均方根误差小于 $0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。王建明^[9]基于简化的地表散射模型,利用 ERS-1/2 散射计的前、中天线以不同入射角观测目标的特点,用单时相的不同入射角观测数据发展了估算裸露地表土壤水分绝对值的算法,反演结果与实测值的相关系数为 0.6—0.7,标准偏差约为 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。在此基础上,结合水云模型(Water-Cloud Model, WCM)校正了植被的影响,估算了青藏高原地表土壤水分的时空分布,土壤水分估值的季节变化与研究区的降雨分布/水汽输送路线也较为一致。上述工作都是基于粗尺度的雷达和散射计估算土壤水分,空间分辨率为公里级。随着主动雷达技术的发展,一些学者在青藏高原地区开展了更精细尺度的土壤水分研究。如 Xu 等^[10]用简单的线性表达式表征了裸土地表散射和土壤水分之间的关系,并用水云模型描述了植被的影响,基于简化的水云模型,利用中分辨率成像光谱仪(Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer, MODIS)的反射率数据和 Sentinel-1 观测数据估算了青藏高原中部地区的土壤水分,空间分辨率为 500 m。土壤水分估算值与实测值之间的均方根误差小于 $0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$,但该线性模型属于经验模型,算法缺乏一定的普适性。Wang 等^[11]基于半经验模型 Oh 模型,利用 ALOS PALSAR-2 ScanSAR 成像模式数据估算了优化后的裸土地表粗糙度参数,并基于改进的水云模型,估算了植被的有效散射反射率和地表土壤水分,土壤水分反演值与地面测量值之间有较高的一致性。需要注意的是,虽然已有不少研究利用主动微波在青藏高原地区估算了土壤水分,但目前的研究工作中空间分辨率多在百米或公里级以上。

针对流域尺度水文过程、气象灾害预警、区域农业管理等所需的更精细的田块尺度土壤水分的反演研究仍然相对较少。此外,为了便于反演,一些研究^[10-11]多采用应用范围有限的经验或半经验模型模拟裸土散射特征,而青藏高原地域广阔,地表条件复杂,这种方法不适合较宽地表粗糙度范围的大区域尺度土壤水分反演。

综上所述,获取青藏高原地区高空间分辨率的土壤水分信息在科学研究和生产生活方面都具有重要价值。因此,为了满足区域尺度研究的需求,获取青藏高原地区高空间分辨率的土壤水分,本文

基于 Sentinel-1 合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 数据,结合微波散射模型,利用神经网络方法发展青藏高原地区高空间分辨率 (20 m) 土壤水分反演算法,以期为后续青藏高原地区的科学研究提供数据支撑。

2 研究区与数据预处理

2.1 研究区概况

青藏高原被誉为“第三极”,在地球的能量平衡中起着重要作用。本文使用的地面观测数据主要依托于“青藏高原积雪深度连续自动观测网络数据集”^[12]的站点观测值,站点主要位于青藏高原的中东部和南部,地形相对平坦,海拔高度在 3 500—4 800 m,观测点所在的地表覆盖类型均为稀疏低矮的高寒草原,其地理位置见图 1。

2.2 Sentinel-1 数据及预处理

Sentinel-1 卫星是欧空局哥白尼计划中的地球观测卫星系统,其数据具有以下特点:①时间分辨率高,单颗卫星的重访周期为 12 d,两颗卫星组成星座,其重复周期可缩短至 6 d;②空间分辨率高,最高可达 5 m;③成像模式多,有单极化和多极化等不同的极化方式,成像系统采用 4 种成像模式,可精确确定卫星的位置和姿态角;④相较于其他的雷达数据, Sentinel-1 数据可以免费获取,数据更新较快^[13]。因此研究选取 Sentinel-1 SAR 数据进行青藏高原地区高空间分辨率土壤水分反演的研究。

Sentinel-1 卫星雷达的主要工作方式是干涉宽幅 (Interferometric Wide swath, IW) 模式和波浪模

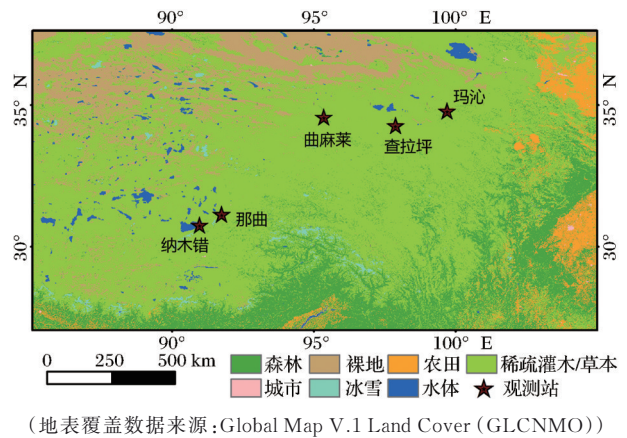


图 1 研究区地表覆盖示意图

Fig.1 Land cover of the study area

式 (Wave Model), 陆地上的默认模式为干涉宽幅模式,波浪模式主要用于获取海洋参数,另外还有条带成像 (Stripmap Model, SM) 模式和超宽幅 (Extra Wide swath, EW) 两个附加模式^[14]。Sentinel-1 雷达传感器的每一种模式都可以生成 4 种产品:Level-0 级产品、Level-1 级 SLC 产品、Level-1 级 GRD (Ground Range Detected) 产品和 Level-2 级 OCN (Ocean) 产品,对于波浪模式,不提供 Level-0 和 Level-1 级产品。

采用 Sentinel-1 数据为干涉宽幅模式下的 Level-1 级 GRD 数据,空间分辨率可达 20m,数据由 Copernicus Open Access Hub (<https://scihub.copernicus.eu/>) 提供。根据研究区气候条件下载相应地区的 2017、2018 年地表非冻结期间 (5 月—10 月) 的影像数据,数据的详细信息见表 1。

表 1 雷达数据信息

Table1 Sentinel-1A acquisitions over the test site

站点	影像时间 (年月日)	极化方式
曲麻莱	20170603, 20170615, 20170627, 20170709, 20170721, 20170802, 20170814, 20170826, 20170907, 20170919, 20171013, 20171025, 20180517, 20180529, 20180610, 20180704, 20180716, 20180728, 20180821, 20180914, 20181008, 20181020	VV, VH
查拉坪、玛沁	20170505, 20170610, 20170622, 20170704, 20170716, 20170728, 20170809, 20170821, 20170902, 20170914, 20171008, 20171020, 20171101, 20180512, 20180524, 20180629, 20180711, 20180723, 20180804, 20181015	VV, VH
那曲、纳木错	20170501, 20170513, 20170525, 20170606, 20170618, 20170630, 20170712, 20170724, 20170805, 20170817, 20170829, 20170910, 20170922, 20171004, 20171016, 20171028, 20180508, 20180601, 20180613, 20180625, 20180707, 20180824, 20180905, 20180917, 20180929	VV, VH

研究主要利用 ESA 提供的 SNAP 软件对 Sentinel-1 雷达数据进行了预处理,主要包括多视处理、辐射定标、地形辐射校正等。多视处理中距离向与方位向的视数设置为 2,经多视处理,影像像元的空间分辨率约为 20 m。地形校正过程中的 DEM 数据来自于 SRTM (Shuttle Radar Topography Mission)

DEM 产品。最后根据地面站点的地理位置信息提取相应的 VV 极化和 VH 极化下的 Sentinel-1 后向散射系数和局部入射角。

2.3 MODIS 植被指数数据

由于植被会影响植被覆盖地表的雷达观测信号,土壤水分反演时需要考虑植被的影响。目前归

一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)已被广泛应用于表征植被状况,并用于量化植被对土壤表面后向散射的影响^[15]。尽管有研究指出 NDVI 在植被高覆盖区容易饱和,但本文的研究区植被稀疏,全年的 NDVI 最大值不超过 0.6,饱和效应可以忽略。因此,利用 NDVI 表示植被的生长状况,以考虑土壤水分反演中植被的影响。由于高空间分辨率的光学数据 Landsat 8、Sentinel-2 在研究区时间分辨率较低,受云影响严重,研究时段内的完整性较差。此外,研究挑选了 2018 年 5 月 25 日云量较少的 Sentinel-2 数据,与同一天的 MODIS NDVI 数据做比较,发现 MODIS 与 Sentinel-2 位于站点所在像元的 NDVI 差值为 0.012 7,差异非常小,几乎可以忽略。因此研究选用了 MODIS 双星的 MOD13Q1、MYD13Q1 产品的 NDVI 数据来校正雷达土壤水分反演中的植被影响。该数据是 16 d 日合成的连续、无云产品,两数据集结合后时间分辨率为 8 d。虽然 MODIS 的 NDVI 产品空间分辨率为 250 m,与处理后的雷达数据存在一定的空间差异,但本文的研究区地势相对平坦,地表覆盖类型均为稀疏低矮的高寒草原,均一性较好。

根据研究区站点的经纬度信息,研究下载了与雷达数据相近时间段的 MOD13Q1、MYD13Q1 影像,MODIS 数据具体时间跨度为 2017 年 4 月 23 日至 11 月 1 日、2018 年 4 月 23 日至 11 月 1 日。由于研究获取的雷达数据影像时间与 MODIS 数据影像时间并不完全一致,所以在选取雷达影像数据对应的 NDVI 值时以时间最近为原则。最终,大部分站点的每组雷达数据与 MODIS 数据时间差不超过 1 d,最大不超过 4 d。

对 MODIS 数据按经纬度 0.002 5°间隔重采样,并提取出观测站点所在像元的 NDVI。受云、大气等影响,NDVI 时序数据中有不规则的锯齿状波动,通过 Savitzky-Golay 滤波对 NDVI 时序数据的不规则波动进行了平滑。

2.4 地面数据

地面站点的实测数据来自“青藏高原积雪深度连续自动观测网络数据集”^[12],该观测网络每个站点都配有 SR50A 超声波测距传感器、Model 109 温度传感器和 Hydra Probe II 土壤多参数传感器,每 10 min 一次获取 2 m 空气温度、积雪深度、土壤温度、5 cm 深度的土壤水分(体积含水量)、土壤电导率和土壤复介电常数。经分析,数据集中土壤体积

含水量精度约为 3%,土壤温度精度约为 0.6 °C。

提取研究区站点数据集中与雷达观测时间最接近的实测土壤水分和地表温度数据,时间差小于 5 min。由于站点分布较为稀疏,雷达数据量较大,处理较为繁琐,因此,研究选取了雷达影像上较为集中的 5 个站点(曲麻莱、查拉坪、那曲、纳木错、玛沁)的观测数据进行卫星反演验证与分析。剔除地表温度为负值的数据后获得了 5 个观测站点 2017 年和 2018 年地表非冻结期间 5 月—10 月的 101 组卫星、实测数据。由于地面测量数据和雷达卫星影像的缺失,各观测站数据量不一致,曲麻莱观测站 21 组(2017 年 11 组,2018 年 10 组),查拉坪观测站 18 组(2017 年 12 组,2018 年 6 组),那曲观测站 24 组(2017 年 15 组,2018 年 9 组),纳木错观测站 25 组(2017 年 16 组,2018 年 9 组),玛沁观测站缺失 2018 年的地面测量数据,只有 2017 年间的 13 组数据可用。文中利用 2017 年的数据集调整算法阈值和训练,2018 年的数据用于测试与检验算法。

3 方 法

3.1 理论模型

近 40 a 来,有许多学者致力于研究自然随机地表的雷达散射特征,建立有关雷达入射角、极化方式、土壤介电常数及地表粗糙度的函数关系来表示地表的微波散射特征。目前土壤水分反演研究中应用最广泛的裸露地表微波散射模型是高级积分方程模型(Advanced Integrated Equation Model, AIEM)^[16],该模型是对 IEM 模型^[17]的改进,模型去除了原来 IEM 模型中对格林函数的近似,使补偿场的振幅和相位恢复到了精确值,并改进了 Fresnel 反射系数。AIEM 模型能够描述从光滑的地表到较粗糙的地表的散射特征,提高了模型模拟的结果和精度,模型中对于单次散射模型可以描述为:

$$\sigma_{qp}^0 = \sigma_{qp}^k + \sigma_{qp}^{kc} + \sigma_{qp}^c = \frac{k_1^2}{2} \exp[-\sigma^2(k_2^2 + k_{sz}^2)]$$

$$\sum_{n=1}^{\infty} \frac{\sigma^{2n}}{n!} |I_{qp}^n|^2 W^n(k_{sx} - k_x, k_{sy} - k_y) \frac{W^n(-2k_x, 0)}{n!} \quad (1)$$

AIEM 虽然可以较准确地模拟裸露地表 VV 极化及 HH 极化的后向散射系数,但在交叉极化后向散射中,多次散射占主导作用,仅考虑单次散射的 AIEM 模型交叉极化模拟值偏低^[18],许多研究会结合 AIEM 和 Oh 模型^[19-21]分别模拟同极化、交叉极化后向散射系数^[22-23]。

在植被覆盖地表,雷达信号还会受植被吸收和衰减作用的影响,植被的存在会降低微波对土壤水分的敏感性,因此在土壤水分反演过程中需要校正植被的影响。植被覆盖地表常用的散射模型主要有水云模型^[24]和密歇根微波冠层散射模型(Michigan Microwave Canopy Scattering, MIMICS)^[25],其中水云模型是零阶模型,对植被刻画简单,输入参数少,实施比较方便,能简明地表达植被层的后向散射情况,被广泛应用于草地和农作物等低矮植被。本文研究区的植被类型为低矮、稀疏的草原,结构简单,因此选用校正后的水云模型刻画植被对雷达信号的影响。

水云模型中假设:①植被层由许多大小、形状相同的散射微粒组成;②植被和土壤间的多次散射项可以忽略。最终传感器接收到的后向散射系数可以分为两部分:植被的直接散射项和经植被两次衰减的土壤后向散射项,具体公式如下:

$$\begin{aligned}\sigma^0 &= \sigma_{\text{veg}}^0 + \gamma^2 \times \sigma_{\text{soil}}^0 \\ \sigma_{\text{veg}}^0 &= A \times \text{VWC} \times \cos \theta \times (1 - \gamma^2) \\ \sigma_{\text{soil}}^0 &= \exp(-2 \times B \times \text{VWC} \times \sec \theta)\end{aligned}\quad (2)$$

其中: σ^0 、 σ_{veg}^0 和 σ_{soil}^0 分别表示雷达接受的后向散射系数、植被的直接散射项和裸土的后向散射项,文中 σ_{soil}^0 利用AIEM和Oh模型模拟得到。 γ^2 是植被的双程透过率,VWC是植被含水量,利用NDVI进行估算,由于NDVI与VWC之间的经验公式只适用于特定的植被类型、高度等条件,因此本文参考其他学者在青藏高原地区的相关工作,按下式进行估算^[7]:

$$\text{VWC} = (1.9134 \times \text{NDVI}^2 - 0.3215 \times \text{NDVI}) / 4.78 \quad (3)$$

A、B参数数值大小取决于植被类型和冠层结构,在以往研究^[26-28]中多采用经验值,为了更准确地校正植被影响,本文将基于水云模型,利用卫星观测和实测数据获得优化的A、B参数。

3.2 反演方法

基于主动微波遥感进行土壤水分反演的主要方法有变化检测法^[29-30]、基于物理模型的反演方法^[31]和机器学习方法^[32-35]等。其中机器学习方法,尤其是人工神经网络在土壤水分反演中的应用不受传统模型的限制,可以有效地解决各种非线性问题,近些年在土壤水分的研究中得到了广泛应用。其中BP(Back Propagation)神经网络是一种误差反向传播的多层神经网络模型,模型简单易用,可以构成任意复杂的判别函数,是目前应用最为广泛的神经网络模型。研究利用BP神经网络算法描述雷

达参数和地表参数之间复杂的非线性关系。

由于机器学习方法依赖于训练数据,仅依靠野外测量和卫星观测的样本点难以满足典型地表的范围,因此本文结合微波散射模型模拟数据集来扩充训练数据集,以增强训练数据的代表性和反演过程的物理性。基于观测与模型模拟数据集,借助于人工神经网络方法来训练雷达观测后向散射系数与土壤水分之间的非线性关系,进一步反演地表土壤水分。

研究思路为:首先将裸露地表与植被覆盖地表的电磁波散射模型耦合,即将AIEM模型与Oh模型结合,用于描述裸露地表不同极化的后向散射系数,采用零阶的植被散射模型—水云模型描述植被的散射特征。由于水云模型中未知参数A、B的值取决于植被的类型和结构,因此研究利用地面观测站点的土壤水分、站点所在像元的植被含水量、雷达观测数据来校正水云模型中的A、B参数,获得水云模型中A、B参数的最优值。然后基于参数优化后的水云模型建立不同雷达入射角、土壤水分、植被覆盖度、粗糙度情况下的地表散射模拟数据。将该模拟数据和部分实测数据作为神经网络算法的训练集进行训练测试以进一步反演土壤水分。

4 结果和分析

4.1 水云模型参数优化

青藏高原的土壤主要是壤质土或砂质土^[9,36]。土壤介电常数模型Dobson模型中统一取土壤中砂土含量为35%,粘土含量为20%,参考世界土壤数据库的土壤质地类型数据^[37],土壤容重设置为1.61 g/cm³。根据Sentinel-1过境时的土壤温度实测均值,土壤温度设置为10℃,频率取Sentinel-1的中心频率5.405 GHz。设置均方根高度与相关长度的初始值分别为0.8 cm和8 cm,这两个参数迭代区间分别为0.1—3 cm,1—20 cm。利用2017年期间的67组卫星观测与实测数据,构建模型模拟后向散射系数与雷达观测后向散射系数间的代价函数,基于代价函数最小化准则,用Nelder-Mead优化方法^[38]分别求解VV极化和VH极化下参数A、B的最优解,同时得到一组优化的地表粗糙度参数。最终得到研究区最优的均方根高度与相关长度均值为0.4 cm、5 cm,VV极化下A、B参数最优解分别为0.019和0.183,VH极化下A、B参数最优解分别为0.003和0.173。

利用 2017 年的实测数据、卫星观测数据对参数优化后模型模拟能力进行验证。结果如图 2 所示,优化后模型模拟的站点雷达后向散射系数与 Sentinel-1 卫星观测值在时间序列上的比较。经统计,在 VV 极化下观测值与模拟值相关系数为 0.98,相比于 VV 极化,VH 极化对土壤水分的响应相对较差,对植被、粗糙度的敏感性更高,因此拟合度稍差,但相关系数达到 0.87,两种极化下的均方根误差都较小,总体而言,参数优化后的模型能较好地表征研究区站点的地表散射特性,可进一步用于土壤水分反演。

4.2 建立模拟数据集

为了增强反演方法的物理机理,文中利用 4.1 节中参数优化后的微波散射模型在有效的地表参数范围内进行模拟,建立模拟数据集用以神经网络的训练与测试。其中土壤水分、雷达入射角、植被含水量的相应范围根据实测数据和观测数据设定,地表相关长度和均方高度的取值范围根据 4.1 节中的优化结果设置。

同时为了使模拟数据库具有广泛的适用性,可以表征更广泛地表、卫星参数条件下的后向散射特征,模型输入参数应取较宽的范围。文中模拟所用的具体参数及取值范围如表 2 所示。

图 3 显示了由表 2 参数范围模拟获取的土壤水分和雷达后向散射系数的散点图以及 5 个站点的地面实测土壤水分和卫星观测的后向散射系数的散点分布。可以看到两种极化情况下,实测土壤水分与对应的 Sentinel-1 雷达后向散射系数均处于模拟数据的范围内,说明模型模拟的数据库能够有效地表征研究区内的地表散射特征。该数据库既涵盖了研究区地表条件下的土壤水分和对应的雷达后向散射系数,具有较广的数值范围,能够适用于研究区地表参数的反演。

4.3 土壤水分反演及验证

利用 BP 神经网络模型反演土壤水分,模型由输入层、隐藏层和输出层组成。输入层的神经元接受外界信息,通过中间隐藏层的各神经元,将信息传递给输出层的各神经元,进行信息的正向传递,若输入层的实际输出与期望的输出不符,则进行误差反向传递,修正各层神经元的权值,直到输出的误差减小到可接受的程度或达到设定的学习次数。本文最终目的是根据卫星观测值得到土壤水分信息,因此对神经网络模型输入端参数设为:VH 极化

后向散射系数、VV 极化后向散射系数、植被含水量和雷达入射角;输出参数设为土壤水分。

为了兼顾反演算法的精度和普适性,从模拟数据库中随机选取 1/2 的模拟数据,从实测数据集中随机选取 37 组数据,用模拟数据和实测数据共同构建训练数据集^[34-35,39]。以剩余的 1/2 模拟数据作为测试数据集,对神经网络进行训练。为了提高训练效率,使网络快速收敛,避免数据的数值问题,在训练时先对训练集进行归一化,再进行 BP 人工神经网络训练。经多次实验测试,选取最优组合,最终神经网络结构确定为含有两个隐藏层,每层分别有 10 与 8 个隐藏神经元。隐藏层传递函数采用正切 S 型函数,输出层传递函数选用线性传递函数。训练函数采用有动量的梯度下降法。

对已经确定结构的模型进行多次训练,用 2017 年的所有实测数据对每次的训练结果反演验证。以反演结果的相关性系数、均方根误差、偏差作为依据,选择反演效果最好的训练结果。根据训练结果,2017 年的土壤水分实测值与模拟值间相关系数约为 0.784,均方根误差较小,为 $0.064 \text{ m}^3/\text{m}^3$,土壤水分估算偏差约为 $-0.009 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。

利用 2018 年的数据对算法进行检验,土壤水分反演值与实测值的相关系数为 0.82,均方根误差为 $0.052 \text{ m}^3/\text{m}^3$,该结果表明利用 Sentinel-1 数据在青藏高原地区反演高精度、高空间分辨率的土壤水分有较大潜力。从相关系数等指标看,2018 年的验证结果要优于 2017 年,这是因为反演算法在玛沁站点的效果较差(2017 年的验证结果中 R 仅为 0.526),2018 年的验证数据缺少玛沁站点的观测,因此验证的总体精度得到了提升。

图 4 中土壤水分在高值区被低估,在低值区被高估。经统计低估的验证点均来自查拉坪站,被明显高估的验证点主要来自纳木错站。这可能与站点的粗糙度误差有关,地表粗糙度的高估会使反演的土壤水分值偏低^[40-41],低估站点的粗糙度则会使反演的土壤水分偏高。也有研究指出,低值区土壤水分被高估,高值区土壤水分分别低估可能是雷达在不同湿度土壤中穿透深度的差异造成的^[42]。此外,纳木错站离纳木错湖较近,而模型模拟并未考虑水体的影响,这可能会导致反演土壤水分高估的现象。

图 5 展示了各个站点反演得到的土壤水分与实测土壤水分的时间序列图。在不同站点、不同时间

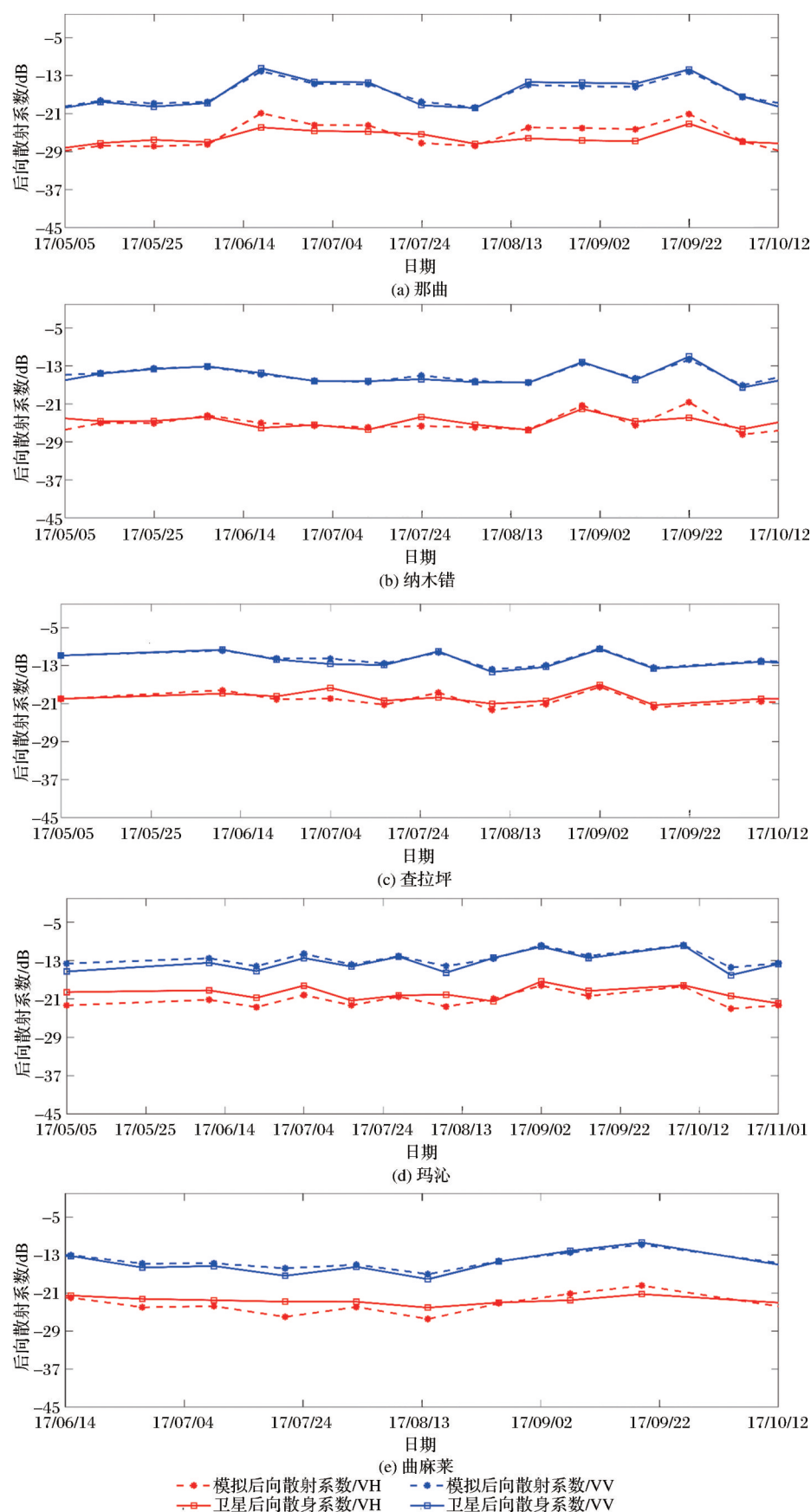


图 2 参数优化后的模拟数据与 Sentinel-1 卫星数据的比较

Fig.2 Comparison of optimized simulated data with Sentinel-1 satellite data

表 2 模拟数据集参数设置范围

Table 2 The range of parameters for the simulated data set

模型参数	最小值	最大值	步长	单位
土壤水分	0.02	0.5	0.01	m ³ /m ³
入射角	25	50	5	degree
均方根高度	0.1	3	0.1	cm
表面相关长度	1	20	1	cm
植被含水量	0	0.2	0.02	kg/m ²
频率	5.405GHz			

段,反演算法有不同的表现。在那曲观测站除 2017 年 5 月外,反演土壤水分与实测土壤水分变化趋势

具有较高的相关性。纳木错站点在 2017 年 7 月至 10 月上旬、2018 年 6 月至 10 月的反演精度较高,土壤水分反演值与实测值的变化趋势也较为一致。曲麻莱站点在整个研究期内反演误差都较小,反演精度较高,反演值能捕捉到实测土壤水分的变化。玛沁站点由于地面实测数据缺失,只有 2017 年时间段的验证,但在 7 月至 10 月中旬时间段内的土壤水分反演值和实测值有很好的 consistency。反演算法在查拉坪站点的误差较大,但反演值与实测值的变化趋势相似,相关系数大于 0.5。

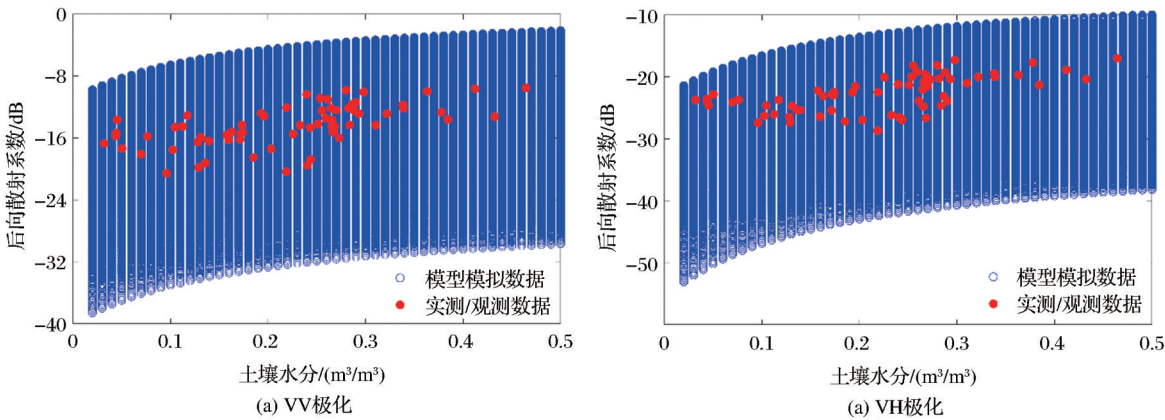


图 3 实测数据与模拟数据的关系

Fig.3 The relationship between measured data and simulated data

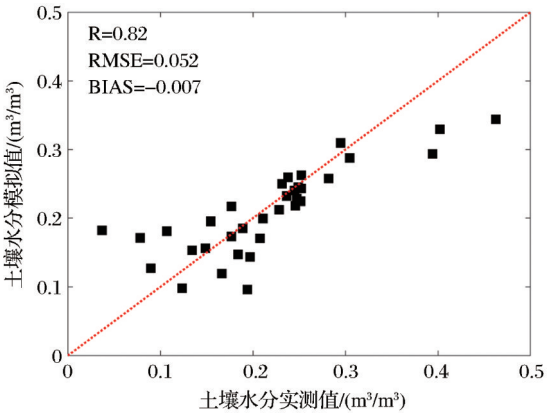


图 4 2018 年土壤水分反演值与实测土壤水分的比较
Fig.4 Comparison between estimated and in situ soil moisture in 2018

表 3 统计了各观测站的反演精度(土壤水分实测值与土壤水分反演值的相关系数 R 、均方根误差 RMSE、偏差 Bias)以及实测土壤水分与卫星观测雷达后向散射系数的相关性(土壤水分分别与 VV、VH 极化后向散射系数的相关系数 R_{vv} 、 R_{vh})。我们发现对于各观测站,其反演精度在一定程度上受该站点实测土壤水分和雷达后向散射系数的相关性

影响。那曲、曲麻莱站点土壤水分与雷达 VV 极化的观测值之间具有较高的相关性,其站点土壤水分的反演精度也相对较好。均方根误差大、反演精度较差的查拉坪、纳木错站点,其 R_{vv} 、 R_{vh} 也较低。同时图 5 和表 3 的结果表明,在研究期内大部分站点的反演结果都存在低估现象,这可能与地表粗糙度参数的误差有关。此外随着土壤水分变大,雷达后向散射系数对土壤水分变化的敏感性逐渐降低^[43],这也会使算法在土壤水分较大站点(如查拉坪站)的反演值偏低。土壤水分反演值低估的具体原因,还需在后续工作中收集更多的实测地面参数进一步探究。

4.4 区域土壤水分反演

上述的基于神经网络的土壤水分反演算法,经地面观测检验效果较好。因此研究利用该算法开展了区域土壤水分的应用。考虑到算法的适用性,选择以观测站为中心,对观测站周围 1 km 范围的区域进行土壤水分反演,以探究基于 Sentinel-1 的区域土壤水分反演合理性与可行性。图 6—7 分别是 2017 年 7 月 12 日纳木错和那曲区域、2017 年 7 月 16

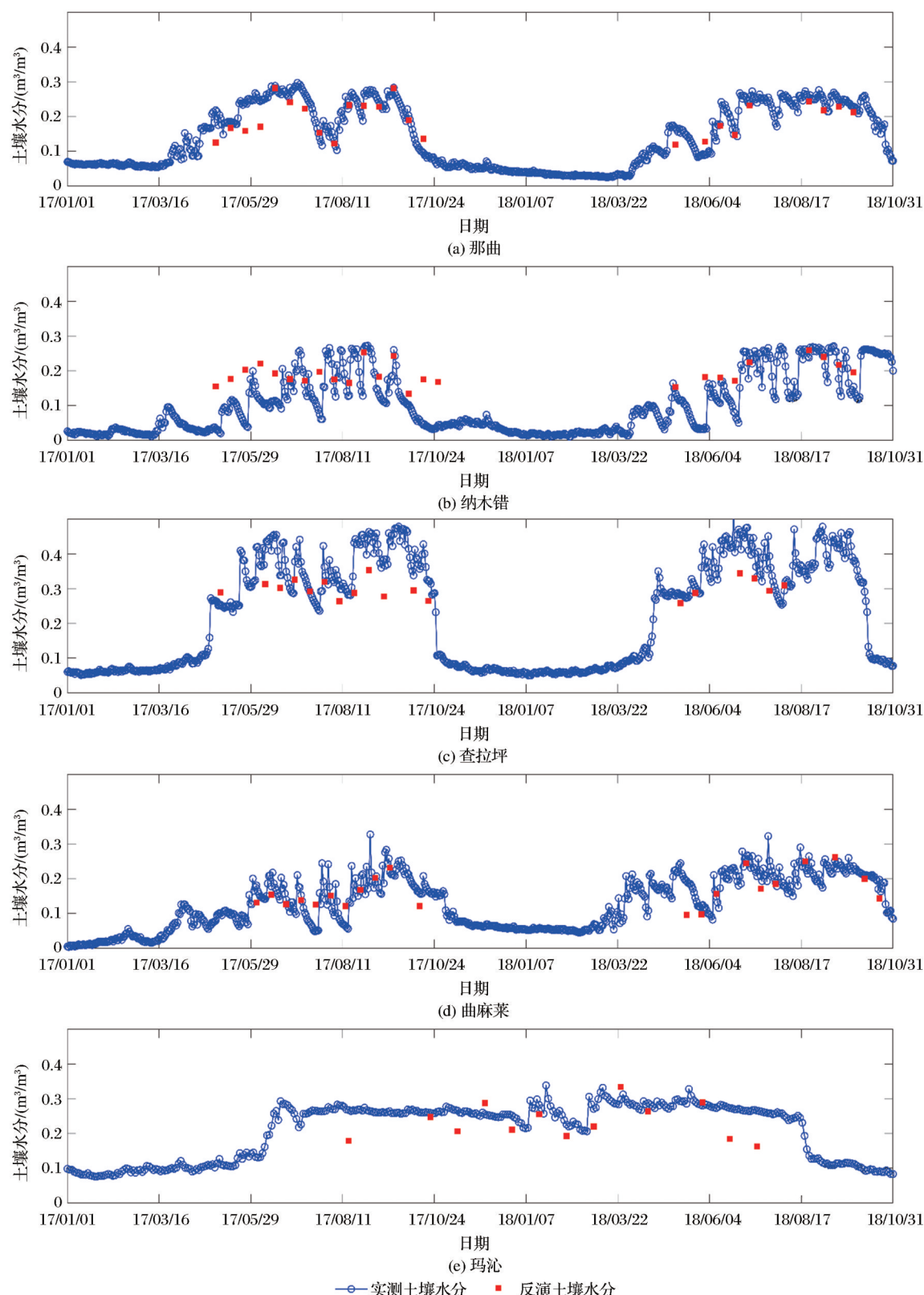


图5 土壤水分实测值与土壤水分反演值在时间序列上的变化

Fig 5 Time series of soil moisture measurements and soil moisture retrievals

日玛沁、查拉坪区域、2017年6月3日曲麻莱区域空间分辨率为20 m的土壤水分、VV极化雷达后向散射系数空间分布。从结果来看,各个地区土壤水分

的空间变化与VV极化的雷达后向散射系数的空间分布响应较好,土壤水分呈现出了较大的空间异质性,高空间分辨率的土壤水分空间分布图显示了较

表 3 各站点土壤水分反演精度及土壤水分测量值与雷达后向散射系数相关性

Table 3 The accuracy of soil moisture retrieval and the correlation between soil moisture measurements and radar backscattering coefficient at each site

站点	R	RMSE	BIAS	R_{vv}	R_{vh}
那曲	0.828	0.038	-0.021	0.818	0.632
纳木错	0.717	0.079	0.058	0.655	0.183
查拉坪	0.662	0.074	-0.056	0.397	0.519
玛沁	0.526	0.055	-0.034	0.613	0.360
曲麻莱	0.726	0.040	-0.016	0.804	0.704

多的空间细节信息。该方法在获取区域高空间分辨率的土壤水分研究中具有一定的潜力。

5 结语

青藏高原地理位置、地貌特征特殊,高空间分辨率的土壤水分对该地区在全球水循环与能量循环等研究中有重要作用。本文基于 Sentinel-1 数据、MODIS 归一化植被指数和土壤水分地面观测数据,结合水云模型,AIEM 模型和 Oh 模型,利用 BP 神经网络算法反演了青藏高原部分地区的高空间分辨率土壤水分,并对其进行了验证。主要结论如下:

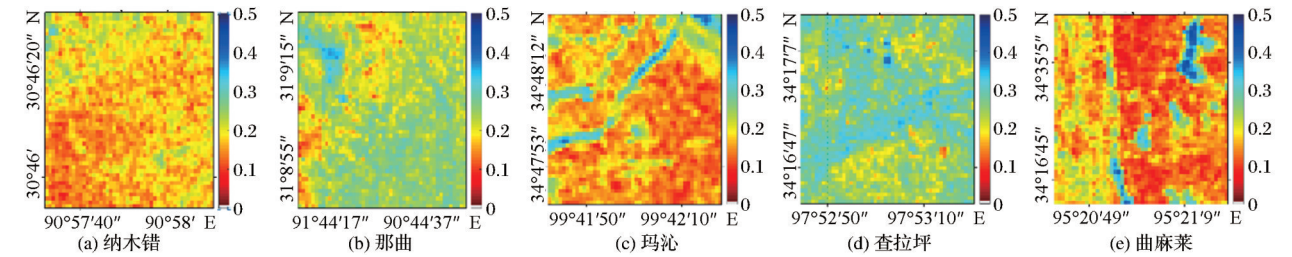


图 6 不同地区 1 km×1 km 范围内的土壤水分 (m^3/m^3)

Fig.6 Spatial distribution of soil moisture (m^3/m^3) within 1 km×1 km in different regions

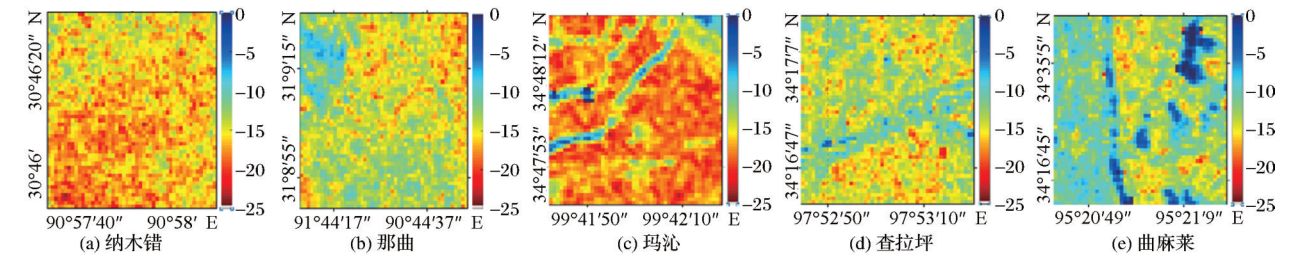


图 7 不同地区 1 km×1 km 范围内的 VV 极化后向散射系数 (dB)

Fig.7 Spatial distribution of VV polarization backscattering coefficient (dB) within 1 km×1 km in different regions

(1)微波散射模型模拟数据的加入增强了 BP 神经网络算法在土壤水分反演过程中的物理性,土壤水分反演值与地面实测值具有较高的相关性,其相关系数为 0.784—0.82,总体均方根误差小于 $0.064 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。时间序列上,土壤水分反演值能够捕捉到实测值的变化趋势。

(2)C 波段的 Sentinel-1 雷达数据在获取青藏高原地区的高空间分辨率土壤水分方面具有一定的潜力,高空间分辨率(20 m)的 Sentinel-1 土壤水分反演值能够在空间分布上能够表征更多的土壤水分细节信息。

此外,本文的研究中仍存在一些不足,如:青藏高原中东部地区有较为丰富的土壤有机碳,本文所用的土壤介电常数模型未考虑有机碳的影响;由于缺乏实测的植被含水量数据,模型中估算植被含水量方法在研究区并未得到有效的验证;地表粗糙度

是影响土壤水分反演的主要因素之一,文中缺少野外的粗糙度实测数据,这对模型优化具有一定影响,可能会进一步影响土壤水分的反演精度。目前论文中使用的观测站点稀疏、数量较少,优化的水云模型参数在大区域内的普适性存在一定限制。此外,MODIS 数据空间分辨率粗,在地形、植被状况变化剧烈的区域,NDVI 与雷达数据存在一定的空间尺度差异。下一步工作还需考虑上述因素,进一步优化大尺度下高空间分辨率土壤水分的反演算法,以期提高高空间分辨率土壤水分反演精度。

参考文献 (References):

[1] Zhang Yecheng. A discussion on the effect of Qinghai Tibet Plateau uplifting on geological and natural environment in China[J]. Journal of Geological Hazards and Environment Preservation, 1993, 4(1): 1-10.[张业成. 青藏高原隆起及其对中国

- 地质自然环境影响的探讨[J]. 地质灾害与环境保护, 1993, 4(1):1-10.]
- [2] Duan A M, Wu G X. Role of the Tibetan Plateau thermal forcing in the summer climate patterns over subtropical Asia [J]. Climate Dynamics, 2005, 24(7-8):793-807. DOI:10.1007/s00382-004-0488-8.
- [3] Jian P, Clement A, Anna B, *et al.* A roadmap for high-resolution satellite soil moisture applications – confronting product characteristics with user requirements [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 252 (1-15). DOI: 10.1016/j. rse. 2020. 112162.
- [4] Shao Y P, Henderson-Sellers A. Validation of soil moisture simulation in landsurface parameterisation schemes with HAPEX data [J]. Global And Planetary Change, 1996, 13(1): 11-46.
- [5] Urso G D, Minacapilli M. A semi-empirical approach for surface soil water content estimation from radar data without a-priori information on surface roughness [J]. Journal of Hydrology, 2006, 321 (1): 297-310. DOI: 10.1016/j. jhydrol. 2005. 08.013
- [6] Kerr Y H, Waldteufel P, Wigneron J P, *et al.* Soil moisture retrieval from space: the Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) mission [J]. IEEE Transactions on Geoscience, 2002, 39(8):1729-1735. DOI:10.1109/36.942551.
- [7] Deng Xiaodong, Wang Hongquan. Recent advances on algorithms and applications of soil moisture retrieval from microwave remote sensing [J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences) 2022, 48(3):289-302. [邓小东, 王宏全. 土壤水分微波遥感反演算法及应用研究进展 [J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2022, 48(3):289-302.]
- [8] Wu Shengli, Shi Jiancheng. The application of TRMM/PR to the study of soil moisture change in Tibetan Plateau [J] Journal of Lanzhou University, 2007, 43(2):11-14. [武胜利, 施建成. TRMM/PR 在青藏高原土壤水分变化研究中的应用 [J]. 兰州大学学报, 2007, 43(2):11-14.]
- [9] Wang Jianming. Study on the method of estimating soil moisture in Qinghai-Tibet Plateau based on ERS scatterometer data [D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences (Institute of Remote Sensing Application), 2005. [王建国. 基于 ERS 散射计数据的青藏高原土壤水分估算方法研究 [D]. 北京: 中国科学院研究生院(遥感应用研究所), 2005.]
- [10] Xu C Y, Qu John J, Hao X G, *et al.* Monitoring surface soil moisture content over the vegetated area by integrating optical and SAR satellite observations in the permafrost region of Tibetan Plateau [J]. Remote Sensing, 2020, 12(1):183-. DOI: 10.3390/rs12010183.
- [11] Wang H Q, Magagi R, GoÅ`ta K, *et al.* Soil moisture retrievals using ALOS2-ScanSAR and MODIS synergy over Tibetan Plateau [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 251 (1-14). DOI:10.1016/j. rse. 2020. 112100.
- [12] Jiang Lingmei, Xu Weixin, Zhang Juan, *et al.* An automatic measurement dataset of snow depth on the Tibetan Plateau (2015-2016) [J] China Scientific Data, 2017, 2(2): 51-58. [蒋玲梅, 徐维新, 张娟, 等. 2015—2016 年青藏高原积雪深度自动观测数据集 [J]. 中国科学数据, 2017, 2(2):51-58.]
- [13] Yang Kui, Yang Jianbin, Jiang Bingru. Sentinel-1 Satellite Overview [J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying, 2015, 2:26-29. [杨魁, 杨建兵, 江冰茹. Sentinel-1 卫星综述 [J]. 城市勘测, 2015, 2:26-29.]
- [14] Yang Jinming, Liu Zhihui. Application of Sentinel-1 satellite and data products [J]. Application of Sentinel-1 Satellite and Data Products, 2016, 14(12):18-20. [杨金明, 刘志辉. Sentinel-1 卫星数据产品应用探讨 [J]. 地理空间信息, 2016, 14(12):18-20.]
- [15] Wang L, He B B, Bai X J, *et al.* Assessment of different vegetation parameters for parameterizing the coupled water cloud model and advanced integral equation model for soil moisture retrieval using time series Sentinel-1A data [J]. Photogrammetric Engineering Remote Sensing, 2019, 85(1): 43-54. DOI:10.14358/PERS.85.1.43.
- [16] Chen K S, Tzong-Dar Wu, Leung Tsang, *et al.* Emission of rough surfaces calculated by the integral equation method with comparison to three-dimensional moment method simulations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(1):90-101. DOI:10.1109/tgrs.2002.807587
- [17] Fung A K, Li Z, Chen K S. Backscattering from a randomly rough dielectric surface [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2): 356-369. DOI:10.1109/36.134085.
- [18] Yang Y, Chen K S, Xu P, *et al.* An update of AIEM model with multiple scattering of rough surface [C]// IGARSS 2017 - 2017 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Fort Worth, 2017.
- [19] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An empirical model and an inversion technique for radar scattering from bare soil surfaces [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1992, 30(2):370-381. DOI:10.1109/36.134086.
- [20] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. Semi-empirical model of the ensemble-averaged differential Mueller matrix for microwave backscattering from bare soil surfaces [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(6):1348-1355. DOI:10.1109/tgrs.2002.800232.
- [21] Oh Y. Quantitative retrieval of soil moisture content and surface roughness from multipolarized radar observations of bare soil surfaces [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 2004, 42 (3): 596-601. DOI: 10.1109/tgrs. 2003.821065.

- [22] Jiang Jinbao, Zhang Ling, Cui Ximin, *et al.* Soil moisture inversion research in bare region based on L-band radar data[J]. Soils, 2014, 46(2):361-365.[蒋金豹, 张玲, 崔希民, 等. 基于 L 波段的裸土区土壤水分微波遥感反演研究[J]. 土壤, 2014, 46(2):361-365.]
- [23] Ma W, Chen D K, Yang N, *et al.* Time-series approach to estimate the soil moisture of a subsidence area by using dual polarimetric radar data[J]. Journal of Remote Sensing, 2018, 22(3):521-534.
- [24] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation modeled as a water cloud[J]. Radio Science, 1978, 13(2):357-364. DOI: 10.1029/rs013i002p00357.
- [25] 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. DOI: 10.1080/01431169008955090.
- [26] Ouadi N, Jarlan L, Ezzahar J, *et al.* Monitoring of wheat crops using the backscattering coefficient and the interferometric coherence derived from Sentinel-1 in semi-arid areas[J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 251(1-20). DOI: 10.1016/j.rse.2020.112050.
- [27] Ma C, Li X, McCabe M F. Retrieval of high-resolution soil moisture through combination of Sentinel-1 and Sentinel-2 data[J]. Remote Sensing, 2020, 12(14):1-28. DOI: 10.3390/rs12142303.
- [28] Ayehu G, Tadesse T, Gessesse B, *et al.* Combined use of sentinel-1 SAR and Landsat sensors products for residual soil moisture retrieval over agricultural fields in the upper Blue Nile Basin, Ethiopia[J]. Sensors, 2020, 20(11):1-23. DOI: 10.3390/s20113282.
- [29] Azza G, Mehrez Z, Nicolas B, *et al.* Retrieval of both soil moisture and texture using TerraSAR-X images[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 7(8):10098-10116. DOI: 10.3390/rs70810098.
- [30] Balenzano A, Mattia F, Satalino G, *et al.* Dense temporal series of C- and L-band SAR data for soil moisture retrieval over agricultural crops[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations And Remote Sensing, 2011, 4(2):439-450. DOI: 10.1109/JSTARS.2010.2052916.
- [31] Guo S C, Bai X Y, Chen Y, *et al.* An improved approach for soil moisture estimation in gully fields of the loess plateau using Sentinel-1A radar images[J]. Remote Sensing, 2019, 11(3):1-17. DOI: 10.3390/rs11030349.
- [32] Dasgupta K, Das K, Padmanaban M. Soil moisture evaluation using machine learning techniques on Synthetic Aperture Radar (SAR) and land surface model[C]// IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Yokohama, 2019. DOI: 10.1109/IGARSS.2019.8900220
- [33] Ahmadian N, Ullmann T, Verrelst J, *et al.* Biomass assessment of agricultural crops using multi-temporal dual-polarimetric terraSAR-X data[J]. PFG-Journal of Photogrammetry Remote Sensing and Geoinformation Science, 2019, 87(4):159-175. DOI: 10.1007/s41064-019-00076-x.
- [34] Paloscia S, Pampaloni P, Pettinato S, *et al.* A comparison of algorithms for retrieving soil moisture from ENVISAT/ASAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(10):3274-3284. DOI: 10.1109/tgrs.2008.920370.
- [35] Cui H Z, Jiang L M, Pettinato S, *et al.* The potential of ALOS-2 and Sentinel-1 Radar data for soil moisture retrieval with high spatial resolution over agroforestry Areas, China [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60(1-17). DOI: 10.1109/TGRS.2021.3082805
- [36] Wei S G, Dai Y J, Liu B Y, *et al.* A soil particle-size distribution dataset for regional land and climate modelling in China [J]. Geoderma, 2012, 171:85-91. DOI: 10.1016/j.geoderma.2011.01.013..
- [37] Nachtergaele F, van Velthuisen H, Verelst L, *et al.* The harmonized world soil database [C]// Proceedings of the 19th World Congress of Soil Science, Soil Solutions for a Changing World, 2010.
- [38] Nelder J A, Mead R. A simplex method for function minimization[J]. Computer Journal, 1965, 7(4):308-313. DOI: 10.1093/comjnl/7.4.308.
- [39] Santi E, Paloscia S, Pettinato S, *et al.* A prototype algorithm for the soil moisture retrieval from L-band in view of the incoming SMAP mission[C]// Microwave Radiometry & Remote Sensing of the Environment. Pasadena, 2014. DOI: 10.1109/microrad.2014.6878897.
- [40] Lee J H. Sequential ensembles tolerant to Synthetic Aperture Radar (SAR) soil moisture retrieval errors[J]. Geosciences, 2016, 6(2):1-15. DOI: 10.3390/geosciences6020019.
- [41] Lievens H, Vernieuwe H, ÁlvarezMozos J, *et al.* Error in radar-derived soil moisture due to roughness parameterization: An analysis based on synthetic surface profiles[J]. Sensors, 2009, 9(2):1067-1093. DOI: 10.3390/s90201067.
- [42] Li J H, Wang S S. Using SAR-derived vegetation descriptors in a water cloud model to improve soil moisture retrieval [J]. Remote Sensing, 2018, 10(9):1370. DOI: 10.3390/rs10091370.
- [43] Liu Fei. Inversion of soil moisture based on dual-polarization Radarsat-2 data[D]. Xi'an: Chang'an University, 2018.[刘飞. 基于双极化 Radarsat-2 数据的土壤水分遥感反演[D]. 西安: 长安大学, 2018.]

Soil Moisture Retrieval in the Tibetan Plateau based on Sentinel-1 Radar Data

Fang Xiyao, Jiang Lingmei, Cui Huizhen

(the State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Jointly Sponsored by Beijing Normal University and the Aerospace Information Research Institute of Chinese Academy of Sciences, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Soil moisture is one of the important parameters of ground – atmosphere energy exchange and global water cycle, and also a key parameter in the research of hydrology, meteorology, agriculture, and other researches. Soil moisture with high spatial resolution is of great significance in discussing regional hydrological process, ecological environment protection and agricultural water resources management. Based on Sentinel-1 radar data, this paper developed a high spatial resolution soil moisture retrieval algorithm in the Tibetan Plateau, and obtained soil moisture with a regional scale spatial resolution of 20 m. firstly, the algorithm optimized the parameters of the water cloud model based on filed data, Sentinel-1 radar data and MODIS NDVI. Secondly, the simulation database was constructed using the optimized water cloud model, and the artificial neural network algorithm was used to train the simulation data to build a soil moisture retrieval algorithm based on neural network. In order to test the algorithm, the regional soil moisture values of the Tibetan Plateau site were retrieved using Sentinel-1 radar data, and verified with the measured soil moisture. The validation results showed that there is a high correlation between the estimated and measured soil moisture, and the correlation coefficients was 0.784—0.82, the root mean square error was $0.052 \text{ m}^3/\text{m}^3$ — $0.064 \text{ m}^3/\text{m}^3$. The estimated soil moisture could capture the change trend of the measured soil moisture in the time series. This study can provide a certain reference for soil moisture monitoring with high spatial resolution in the Tibetan Plateau.

Key words: Soil moisture; Sentinel-1; Artificial neural network; Tibetan Plateau