

引用格式: Lu Zheng, Han Menglei, Lu Hui, *et al.* Estimating Soil Moisture in the Middle and Upper Reaches of the Heihe River Basin based on AMSR2 Multi-brightness Temperature[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(1): 33-47. [陆峥, 韩孟磊, 卢麾, 等. 基于 AMSR2 多频亮温的黑河流域中上游土壤水分估算研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(1): 33-47.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.1.0033

基于 AMSR2 多频亮温的黑河流域中上游 土壤水分估算研究

陆 峥¹, 韩孟磊², 卢 麾³, 彭雪婷⁴, 蒙莎莎⁵, 刘 进¹, 杨晓帆¹

(1. 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 地理科学学部自然资源学院, 北京 100875;

2. 北京市气象灾害防御中心, 北京 100089;

3. 清华大学地球系统科学系, 北京 100084;

4. 中国21世纪议程管理中心, 北京 100038;

5. 北京师范大学地理科学学部地理学院, 北京 100875)

摘要:以黑河流域中上游为研究区,初步探究了利用 AMSR2 卫星的多频亮度温度数据估算土壤水分的方法。基于土壤水分和土壤发射率的统计关系,通过黑河流域上游的4个像元2013年7月至2014年6月内的实测土壤水分和土壤温度数据,采用了“四像元交叉拟合法”获得了统计系数,并用此方法估算出了黑河流域中上游的土壤水分。采用2014年7月至2014年10月内估算的土壤水分,连同与 AMSR2 的4个常用的土壤水分产品和 GLDAS 土壤水分产品在时间序列上,与八宝河流域 WSN 土壤水分地面观测展开了对比验证,结果表明估算土壤水分精度明显高于上述5种产品。同时借助高程和土地覆被辅助数据,与 GLDAS 土壤水分在空间格局上进行了比较,发现估算土壤水分时空分布特征更加合理。该方法可为流域尺度的土壤水分反演与监测提供了一种简而易行的思想方法和可行之路。

关键词: 土壤水分; AMSR2; 土壤发射率; 土壤温度; 黑河流域中上游

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)01-0033-15

1 引 言

土壤水分是陆地表面与大气之间能量和水分交换过程中最活跃的要素之一,是少有的可以直接测量的参数^[1],其变化影响着全球水资源系统和生态环境系统的结构和演变,进而影响着人类社会的绿色健康发展^[2]。在气象学和水文学中,表层土壤水分(地表向下0~5 cm)被广泛用于蒸发以及降水、径流、下渗等水文过程中的其他参量的估算^[3-4],因此研究区域性的地表土壤水分空间分布及动态变化特征有着极其重要的意义^[5]。

传统的土壤水分测量方法一般为烘干法或者运用站点土壤水分数据传感器等仪器进行实地测量,但通过这种手段很难获得大区域甚至全球性的土壤水分。被动微波遥感对地表土壤水分变化比较敏感,可实现大尺度土壤水分的反演,有较高的时间分辨率,且数据处理较为简单^[6]。物体发射率又称辐射率或比辐射率,指物体的辐射能力与相同温度下黑体的辐射能力之比^[7]。在微波频率范围内,水体单位的发射率(ϵ 约0.5)比较小且动态变化范围很小,地表土壤的发射率相对较高(ϵ 在0.6~

收稿日期: 2019-12-15; 修订日期: 2020-01-19

作者简介: 陆 峥(1990—),男,江苏扬中人,博士研究生,主要从事生态水文模拟等方面的研究。E-mail: legend.lz@mail.bnu.edu.cn。

通讯作者: 杨晓帆(1981—),女,北京人,教授,主要从事地下水、环境流体力学、多尺度建模等方面的研究。E-mail: xfyang@bnu.edu.cn。

0.99)且动态变化范围较大^[8-9],本文通过侦测发射率的差异探索了土壤水分的估算。

在星载被动微波遥感技术和土壤水分反演算法迅速发展的大背景下,搭载着第二代先进微波辐射成像仪 AMSR2的“第一轮卫星计划之全球水圈变化观测卫星(GCOM-W1)^[10]”于2012年5月18日由日本宇航局 JAXA 发射进入太空,并于2012年7月3日开始提供数据。AMSR2是一种圆锥式扫描微波辐射成像仪,每天的赤道过境时间约为1:30(降轨)和13:30(升轨),升轨和降轨数据能够在2 d内覆盖除极地以外的全球大部分地区;而中纬度地区由于受到地球曲率的影响,重访周期在1~3 d左右^[11]。与其前身 AMSR-E 相比,天线反射器直径增大至2.0 m,以提高观测资料的空间分辨率;同时 AMSR2 增设了频率为7.3 GHz 的两个通道,目的在于定量分析 AMSR2 在陆地区域上受到 RFI 影响,从而可通过反演算法得到可靠的土壤水分分布^[12]。

目前,AMSR2 土壤水分有两个产品受到了广泛关注:日本宇航局的极化差异指数—土壤湿度指数查找表算法土壤水分产品(本文简称为 JAXA 产品)和阿姆斯特丹自由大学联合美国宇航局开发的陆表参数反演模型算法土壤水分产品(本文简称为 LPRM 产品)。前期的研究表明,JAXA 和 LPRM 产品精度在很多区域都难以达到官方标称的精度($0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$)。例如,2016年陆峥^[13]在黑河流域利用地面实测土壤水分数据验证了2012年7月至2014年12月期间 AMSR2 的两个算法产品的表现。验证结果显示,与地面实测数据相比,所有验证像元上两种土壤水分产品的均方根误差 RMSE(Root Mean Square Error)普遍超过了 $0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$,相关系数 R(Correlation Coefficient)也普遍难以达到0.5。JAXA 产品动态变化范围较小,升轨产品的总体精度略高于降轨,相比地面实测数据均存在明显的低估,而 LPRM 产品动态范围较大,降轨产品在冻季不可用,在未冻季升轨产品精度高于降轨,相比地面实测数据有高估的倾向。除此之外,2016年 Wu 等^[14]利用国际土壤水分观测网络 ISMN(International Soil Moisture Network),验证了 JAXA 土壤水分产品在美国及其周边地区的精度,结果表明相对实测土壤水分值,JAXA 土壤水分产品有明显的低估倾向,并且 JAXA 土壤水分产品在平原地区反演精度高于山区丘陵。总体上,JAXA 土壤水分产品

的 RMSE 为 $0.132 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 至 $0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。2015年 Eunsang CHO 等^[15]在韩国内的9个站点上,验证出 JAXA 土壤水分产品与实测数据相比 RMSE 为 $0.10 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 至 $0.21 \text{ m}^3/\text{m}^3$ (平均 $0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$),R 为 0.10 至 0.47(平均 0.31)。2015年 Zeng 等^[16]利用中国青藏高原那曲的土壤水分观测网络^[17]分别验证了冻、融季节的 AMSR2 的 JAXA 土壤水分产品,结果表明,JAXA 升、降轨土壤水分产品在冻季的 RMSE 分别为 $0.041 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.052 \text{ m}^3/\text{m}^3$,明显低于未冻季的 $0.124 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.127 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。

以上验证结果表明,JAXA 算法产品和 LPRM 产品,在精度上都存在较大的不足。JAXA 建立查找表时地表温度取固定值 293 K,很大程度上导致了产品动态变化范围较小,升轨产品的总体精度略高于降轨,相比地面实测数据均存在明显的低估;LPRM 算法使用了 37 GHz V 极化亮温计算得出的土壤温度产品动态范围较大,降轨产品在冻季不可用,在未冻季升轨产品精度高于降轨,相比地面实测数据有高估的倾向。可见,两者对于温度的处理均存在不妥之处,这也为结果带来了巨大的不确定性^[18]。

本文拟通过结合地面实测的土壤温湿度数据和 AMSR2 多频卫星观测亮温数据,建立未冻季中土壤水分与土壤发射率之间的定量映射关系,以实现估算未冻季土壤水分的目的。该方法被应用于估算中国西北部黑河流域中上游未冻季的土壤水分,并取得了较好的效果。我们未来能够寻找到普适性和扩展性更佳参数,将此方法应用到中国西北部其他内陆河流域地区或者泛第三极局部地区。

2 研究区和数据

2.1 研究区和土壤水分观测网络介绍

研究区为中国西北部的黑河流域上游的八宝河流域及中游部分区域。中国西部属于典型的寒旱区,黑河流域作为其重要的内陆河流域,具有全球独特的、以水为桥梁和纽带的多层次自然景观,众多自然地理单元也交错地分布在流域内,对我国西部的区域生态水文影响巨大^[19]。如图1所示,流域介于 $97.1^\circ\sim 102.0^\circ\text{E}$, $37.5^\circ\sim 42.7^\circ\text{N}$ 间,总面积为 14.3 万 km^2 ^[20]。流域高程范围 869~5544 m,气候主要受中高纬度的西风带环流控制和极地冷气团影响,气候干燥,降水稀少而集中,多大风,日照充足,太阳辐射强烈,昼夜温差大,年平均气温约 -1°C ,年降水量为 500 mm ^[21]。总体上,形成了典型的半

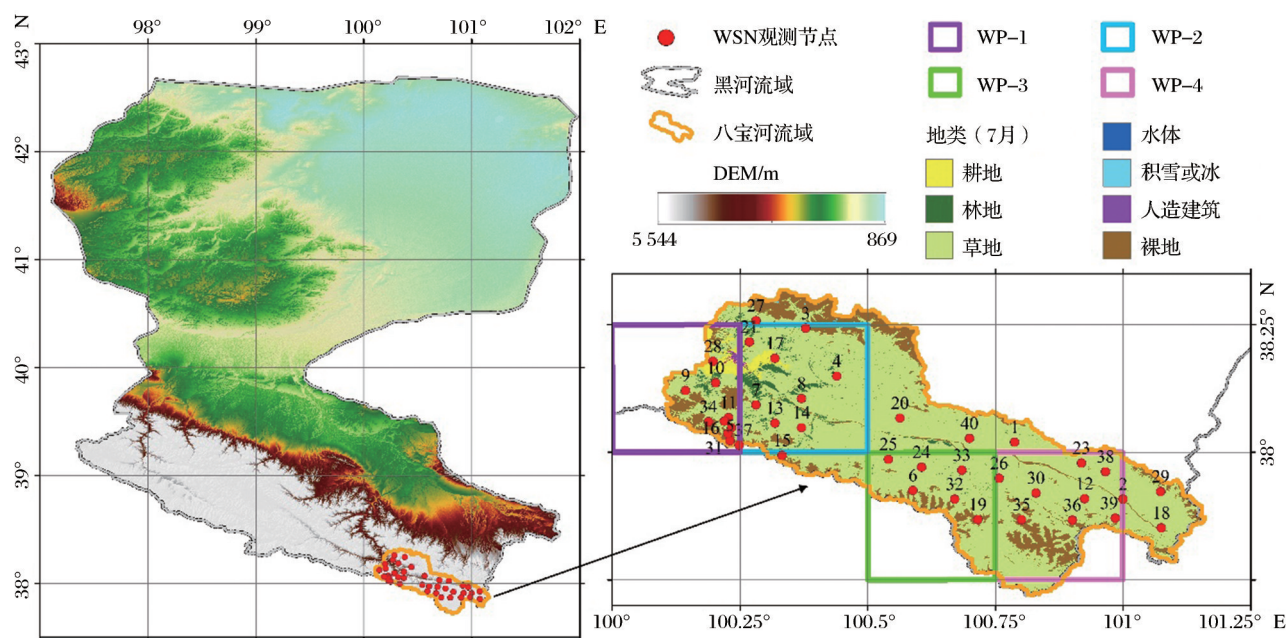


图1 研究区概况及土壤水分观测网络高程、位置和下垫面地类图

Fig.1 Location of sites over the Heihe River basin

干旱高寒气候。黑河流域上游范围为 $100^{\circ}\sim 101.25^{\circ}$ E, $37.5^{\circ}\sim 38.5^{\circ}$ N, 高程介于 2 132~4 890 m 间, 主要生长着呈片状、块状分布的灌丛、草地。

黑河流域上游生态水文无线传感器网络 WATERNET 是在黑河流域生态水文过程综合遥感联合观测试验的背景下建设的^[21-22], 其中上游观测网络位于黑河上游的八宝河流域, 由中国科学院寒区旱区环境与工程研究所联合国内多家高校及研究机构布设^[23]。该观测网络于 2013 年 7 月开始提供数据, 包含 40 多个节点 (如图 1), 全部部署在黑河上游的八宝河流域。各节点观测频率为 5 min, 采样的土壤温度和土壤湿度观测分 3 层, 包括 4、10 和 20 cm。本工作采用的数据时间段为 2013 年 7 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日, 实测土壤温度和水均采用 4cm 深度的数据。WSN (Wireless Sensor Network) 总共包括 4 个 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ 的 AMSR2 像元, 本文中用 WP (WSN Pixel) + 编号的形式表示像元名称。由于本文中所有 AMSR2 卫星产品和 GLDAS 同化产品的空间分辨率均为 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ 。所以, 对于站点土壤水分和温度, 落入一个 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ 网格内的观测站点观测值, 通过等权平均值法, 代表该像元的面土壤水分/温度值。其中, 站点观测温湿湿度值都采用了 13:00~14:00 和 01:00~02:00 时间段内的测量平均值, 以与卫星过境时间相符。

2.2 卫星数据介绍

采用的被动微波遥感数据为 AMSR2 传感器的

L3 数据, 时间段与 WSN 相同, 具体包括 5 个波段的 V 极化亮温、JAXA 土壤水分产品和 LPRM 土壤水分产品。其中, JAXA 土壤水分算法的核心思想在于通过极化差指数 PI (Polarization Index) 和土壤湿度指数 ISW (Index of Soil Wetness) 与土壤水分和植被含水量的关系建立与查找表^[10]。AMSR2 亮温产品和 JAXA 土壤水分产品下载于 <https://gcom-w1.jaxa.jp/>。

LPRM 算法核心思想在于假设 MPDI (Microwave Polarization Difference Index) 与土壤水分存在的定量强相关关系, 通过土壤介电常数建立 MPDI 与植被光学厚度之间的表达关系式^[24-25]。它包含 3 个子产品, 分别通过 6、7 和 10 GHz 频率 V 和 H 极化亮温得到, 研究使用了全部子产品, 其下载地址为 http://geoservices.falw.vu.nl/adaguc_portal_dev/。3 个产品的分辨率均为 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ 。AMSR2 亮温范围为 270~340 K, JAXA 土壤水分范围为 0~0.6 m^3/m^3 , LPRM 土壤水分范围为 0~1 m^3/m^3 。

为了避免因为无线射频干扰 RFI (Radio-frequency Interference) 的影响, 而导致的过高或者过低的亮温现象, 在整个过程进行之前, 首先通过下式对显著的 RFI 进行了剔除^[26]:

$$RI_1 = TB_v^{6\text{GHz}} - TB_v^{10\text{GHz}} \quad (1)$$

$$RI_2 = TB_v^{7\text{GHz}} - TB_v^{10\text{GHz}} \quad (2)$$

其中: RI_i ($i=1$ 或 2) 和为 RFI 监测指数。若 $RI_i > 10$ K, 则认为存在显著的 RFI 影响, 则剔除该处的亮

温值。

对于 JAXA 和 LPRM 土壤水分产品,亦进行了异常值的剔除,相应的方案详见文献^[13,18,27-28]。

2.3 其他辅助分析数据介绍

全球陆面同化系统 GLDAS(Global Land Data Assimilation System)由美国宇航局 NASA、戈达德空间飞行中心 GSFC、美国海洋和大气局 NOAA 和国家环境预报中心 NCEP 联合开发,通过模型模拟与数据同化,生成全球地表状态变量和通量参数^[29]。GLDAS 数据可以从 <https://search.earthdata.nasa.gov/> 网站上依据需求的时间、空间范围检索并下载。采用的数据集为 GLDAS_NOAH025 SUBP_3H (V001) Noah 陆面模型 Level-4 数据子集 (Noah V2.7),其空间分辨率为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$,时间分辨率为 3 h,时间段与被动微波遥感土壤水分产品相同。采用了全天数据的算术平均值去表示土壤水分的日平均值,以用于估算土壤水分产品精度的验证和空间分布分析。

GTOPO-30 数据由美国地质调查局厄洛斯数据中心(U.S. Geological Survey's EROS Data Center)研制,其数字高程模型 DEM(Digital Elevation Model)数据常被用于气候建模、提取水系建模等功能^[30],空间分辨率为 30 s,可以从 <https://lta.cr.usgs.gov/GTOPO30> 下载。在工作中,提取 GTOPO-30 数据的绝对高程作为地形辅助信息,用于估算土壤水分产品空间分布合理性的探讨。为了更加细致的探求地形因素对土壤水分反演的影响,在分析时 GTOPO-30 地形数据仍采用的是 $30'' \times 30''$ 的分辨率。

黑河流域土地利用覆被数据集基于我国国产卫星 HJ/CCD,由中国科学院空天信息研究院遥感科学国家重点实验室研制^[31],可为用户提供 2011~2015 年的月度地表类型覆盖子数据集,空间分辨率为 30 m。同时还根据黑河流域不同地物特征并且融入实地调研数据,使得分类体系更加准确和全面^[32]。在本工作中,该地类数据作用有二:首先是提供黑河流域中上游下垫面信息的背景,二是与 GTOPO-30 高程数据协同辅助估算土壤水分产品的空间分布讨论。

3 方 法

3.1 理论背景

研究表明,在一定的地表覆盖植被、地形条件下,土壤发射率可以表达成土壤水分的函数^[33-36]。

土壤水分的反演即通过被动微波遥感传感器观测得到的亮度温度,按照一定的算法和步骤,利用辐射传输模型及其他有限的辅助数据分离或剔除各类影响因素,从而实现土壤水分的获取。常见的算法可分为经验算法、物理模型算法、半经验半物理算法和机器学习等智能算法。本文探索得出了一种行之有效的统计方法。如图 1 所示,八宝河流域作为本工作的研究区,绝大部分地类为低矮植被,在 C 和 X 波段植被的微波辐射可以忽略不计或近似为常数处理^[13]。在未冻季中,我们假设土壤水分 m_v 和土壤发射率 ε 之间存在线性相关性^[37]:

$$m_v = \mu\varepsilon + k \quad (3)$$

其中: μ 和 k 为线性拟合参数。土壤发射率 ε 可以由下式获得^[38]:

$$\varepsilon = TB/T_s \quad (4)$$

其中: TB 为卫星观测的亮度温度, T_s 为土壤有效温度。

具体的,首先在八宝河流域用 AMSR2 6.9 GHz V 极化亮温 TB_v^{6GHz} 和地面实测土壤温度 T_{ground} 计算出土壤的地面发射率:

$$\varepsilon_{ground} = TB_v^{6GHz}/T_{ground} \quad (5)$$

再根据(3)式建立地面实土壤水分 SM_{ground} 和地面土壤发射率 ε_{ground} 之间的关系,利用最小二乘法,得到参数 μ 和 k :

$$SM_{ground} = \mu\varepsilon_{ground} + k \quad (6)$$

在此,我们用 AMSR2 5 个波段(6.9、10.7、18.7、23.8 和 36.5 GHz) V 极化亮温算得估算土壤温度 T_{senor} 。相应的估算土壤发射率为:

$$\varepsilon_{senor} = TB_v^{6GHz}/T_{senor} \quad (7)$$

最后利用之前拟合得到的 μ 和 k ,通过公式(3)算出新的估算土壤水分:

$$SM_{senor} = \mu\varepsilon_{senor} + k \quad (8)$$

由于冻土和融土的介电属性不同,导致二者的微波辐射特性差异巨大^[39],故该算法仅适用于融土,即估算土壤水分仅在未冻季有数据。根据黑河流域上游的实际情况,我们设定 5、6、7、8、9、10 月为未冻季,11 月至第二年 4 月为冻季^[40]。

3.2 土壤温度的估算

常用的通过被动微波遥感亮温估算土壤温度的方法之一是统计经验算法^[41],即通过大量的地面观测数据,运用数学统计分析方法建立两者之间的关系。该方法在大气、下垫面情况较为均一的区域具有较好的应用效果^[42]。

参照文献[43],我们使用黑河上游 2013 年 7~10 月和 2014 年 5~10 月未冻季期间的 4 个像元平均-4 cm 实测土壤温度与 AMSR2 5 个波段(6.9、10.7、18.7、23.8 和 36.5 GHz)V 极化亮温分升降轨进行线性拟合,得出如下关系:

升轨数据:

$$T_s = -0.916 \times TB_v^{6\text{GHz}} + 3.498 \times TB_v^{10\text{GHz}} - 4.186 \times TB_v^{18\text{GHz}} + 2.219 \times TB_v^{23\text{GHz}} + 0.056 \times TB_v^{37\text{GHz}} + 96.511 \quad (9)$$

降轨数据:

$$T_s = 0.199 \times TB_v^{6\text{GHz}} - 0.418 \times TB_v^{10\text{GHz}} - 0.698 \times TB_v^{18\text{GHz}} + 0.592 \times TB_v^{23\text{GHz}} - 0.070 \times TB_v^{37\text{GHz}} + 12.426 \quad (10)$$

表 1 的拟合结果显示,对于升轨数据,相关系数为 0.73, RMSE 为 3.95 K;对于降轨数据,相关系数更高,为 0.93, RMSE 仅为 1.32 K。

表 1 AMSR2 5 个波段(6.9、10.7、18.7、23.8 和 36.5 GHz)V 极化亮度温度与实测土壤温度的拟合结果

Table 1 Fitness result of calculated land surface temperature and in-situ soil temperature of the algorithms

升轨		降轨	
RMSE/K	R	RMSE/K	R
3.95	0.73	1.32	0.93

3.3 土壤水分映射关系构建与验证

在构建土壤水分的映射关系时,我们借鉴“十折交叉验证”的方案^[44-46]。十折交叉验证(10-fold cross-validation)常用来测试算法准确性,最早出现在统计学和计算机学中。它的核心思想是把数据集分成 10 份,轮番地将其中 9 份作为训练数据,剩下的 1 份作为验证数据,进行试验。每次试验都会得出相应的正确率(或错误率)。最后,10 次的结果的正确率(或错误率)的平均值作为对算法精度的估计。该方法的优点在于,可有效地减小系统误差、随机误差和粗差,使测试方法的准确度和精密度达到理论上最高^[47-49]。

应用到本项工作上,即将黑河流域上游的 4 个像元看成单独的个体,轮流地将其中 3 个作为拟合像元,1 个作为验证像元。利用 2013 年 7 月 1 日至 2014 年 6 月 30 日(总计一年)的实测土壤水分数据,拟合计算出来的相应的 μ 和 k ,并且分别统计该时间段内 3 个像元拟合过程中的 RMSE、R 和 BIAS(偏差)以及剩下 1 个验证像元的 RMSE、R 和 BIAS。经过 4 次拟合和验证后,检查每个验证像元的精度评估指数,若均达标,则取 μ 和 k 的平均值作为总体拟合参数,最终用作估算黑河流域上游土壤水分映

射关系的系数。我们把这种方法称为四像元交叉拟合法(4-grid Cross-fitness)。采用四像元交叉拟合法,可以有效地减小地面土壤水分观测站点的系统误差、随机误差和粗差,使拟合结果的准确度和精密度达到理论上最高。在统计指数上,表现为平衡了每轮拟合的 RMSE 和 R,并且减小了 BIAS。

我们同时对比了“逐像元拟合后平均”和“四像元平均后拟合”方法得到的结果。顾名思义,“逐像元拟合后平均”指首先在每个像元进行 μ 和 k 的拟合计算,对得到的结果进行等权平均;“四像元平均后拟合”指把 4 个像元看作一个整体,先在时间序列上先计算 4 个像元土壤水分、温度的均值,再进行 μ 和 k 的拟合计算。

4 结果与验证

4.1 结果

本文基于 WSN 土壤水分和 AMSR2 计算的土壤发射率,构建线性经验关系,通过黑河流域上游的 4 个被动微波遥感像元上 2013 年 7 月 1 日至 2014 年 6 月 30 日内的实测土壤水分和土壤温度数据,采用四像元交叉拟合法,以获得映射关系的最佳拟合系数,并以此估算出了黑河流域上游及中游部分地区的土壤水分。同时,对比了四像元平均后拟合法以及逐像元拟合后平均法的结果,证实了四像元交叉拟合法的表现最佳。

升轨估算土壤水分关系表达式为:

$$SM_A = -2.2687\varepsilon_A + 2.5188 \quad (11)$$

降轨估算土壤水分关系表达式为:

$$SM_A = -3.1537\varepsilon_A + 3.3222 \quad (12)$$

我们在 2014 年 7 月 1 日至 2014 年 10 月 31 日的时间段内(共 4 个月,非冻季),将估算土壤水分在 4 个验证像元上与实测土壤水分进行了比较,同时 JAXA 官方土壤水分产品和 LPRM 的 3 个土壤水分产品也一并参与了比较,以分析估算土壤水分的优缺点。随后在 2013 年 7 月 1 日至 2014 年 12 月 31 日时间段(1.5 a)内定性分析了所有土壤水分的时间序列。最后比较了整个流域上游及中游部分地区的估算土壤水分与 GLDAS 土壤水分产品的空间分布。

图 2 和图 3 分别是基于 3 种方法利用升、降轨数据得到的估算土壤水分与实测土壤水的散点图。从图中我们可以看出,利用四像元交叉拟合法得到的估算土壤水分的点位空间最为宽广,并且其点分

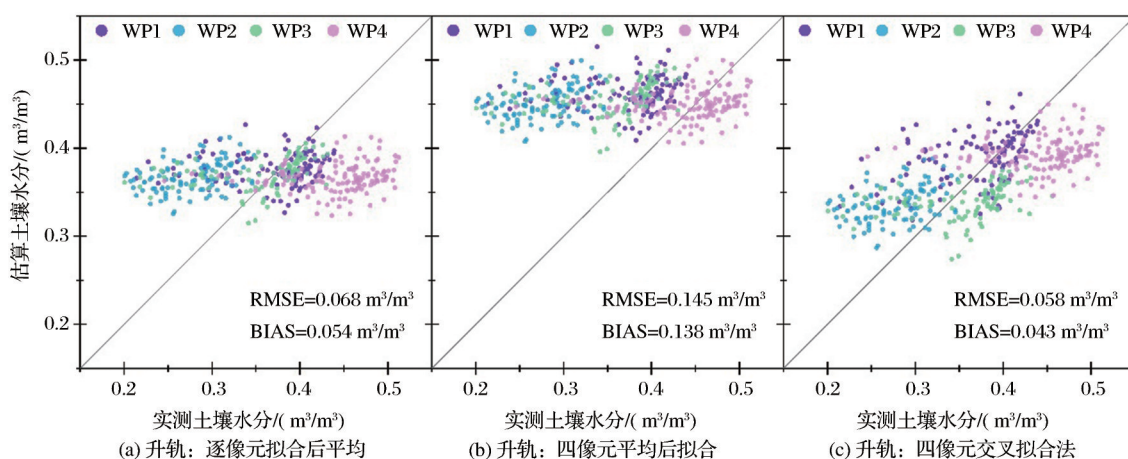


图2 2013.7.1-2014.6.30内升轨3种拟合方法得到的估算土壤水分与实测土壤水分散点图

Fig.2 Scatter plots of estimated soil moisture of three kinds of fitness methods comparing with in-situ soil moisture for ascending orbits from 1st Jul, 2013 to 30th Jun, 2014

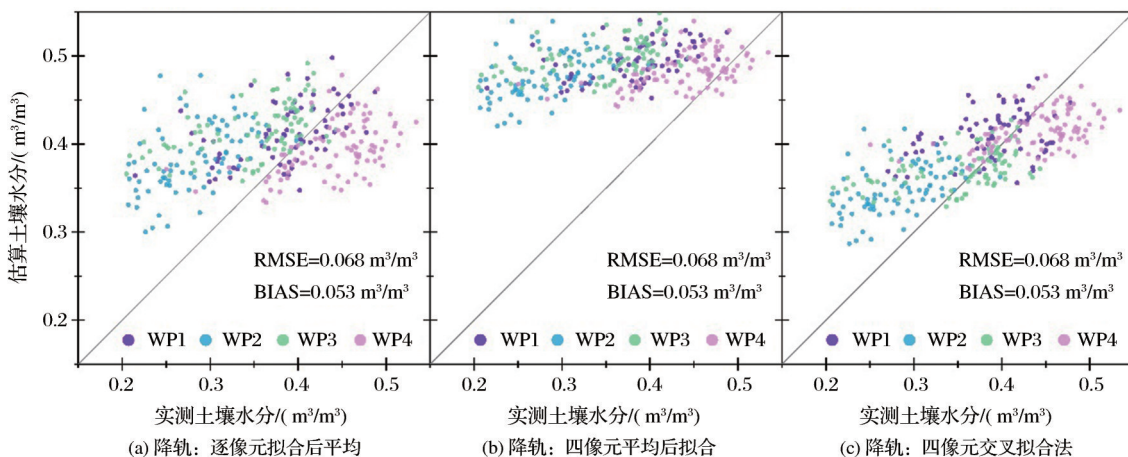


图3 2013年7月1日~2014年6月30日内降轨3种拟合方法得到的估算土壤水分与实测土壤水分散点图

Fig.3 Scatter plots of estimated soil moisture of three kinds of fitness methods comparing with in-situ soil moisture for descending orbits from 1st Jul, 2013 to 30th Jun, 2014

布相对1:1的参考线更加对称。并且,由四像元交叉拟合法得到的估算土壤水具有最大的动态变化范围,且与实测土壤水分的RMSE和BIAS最小。

表2统计了拟合过程中3种方法的精度指标。首先对每轮在3个像元上拟合后得到参数,在剩下1

个像元上计算出的估算土壤水分进行了验证,升、降轨数据均达标。随后利用拟合参数平均值,在4个像元上分别计算得到了估算土壤水分,再次利用实测土壤水分进行了验证。最终的验证结果表明,四像元交叉拟合法有一定的精度,升轨数据在4个

表2 2013年7月1日~2014年6月30日内3种拟合方法的表现统计表

Table 2 Performance statistics of the 4-grid cross-fitness (1st July, 2013 - 30th June, 2014)

轮次	验证像元	升轨						降轨					
		每轮验证			最终验证			每轮验证			最终验证		
		RMSE	R	BIAS	RMSE	R	BIAS	RMSE	R	BIAS	RMSE	R	BIAS
1	WATER-NET 4	0.062	0.267	0.017	0.084	0.264	-0.054	0.045	0.592	0.022	0.050	0.497	-0.053
2	WATER-NET 3	0.051	0.379	-0.024	0.085	0.375	0.074	0.044	0.435	-0.021	0.052	0.540	0.080
3	WATER-NET 2	0.067	0.350	-0.053	0.069	0.245	0.030	0.051	0.486	-0.033	0.058	0.488	0.056
4	WATER-NET 1	0.060	0.323	-0.006	0.127	0.178	-0.108	0.47	0.598	0.009	0.093	0.468	-0.090

注:“每轮验证”指每轮经过3个像元拟合后,利用拟合得到的系数获得估算土壤水分后,在第4个像元上的验证;“最终验证”指上述4轮验证均达标后,利用拟合参数平均值得到的估算土壤水分分别在4个像元上的验证;表中RMSE和BIAS的单位为 m^3/m^3

像元上的 RMSE 分别为 $0.084 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.085 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.069 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.127 \text{ m}^3/\text{m}^3$, 除 WATER-NET 1 外全部低于 $0.085 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。降轨数据更佳, 4 个像元上的 RMSE 分别为 $0.050 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.052 \text{ m}^3/\text{m}^3$, $0.058 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.093 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。升、降轨数据的 BIAS 绝对值除了在 WATER-NET 1 上超过了 $0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$, 其他均在 $0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 以下。另外需要指出的是, 各轮验证的 R 并不是很高, 这也是后续改进的重点。

4.2 土壤水分时间序列对比验证

本小节利用 2014 年 7 月 1 日至 2014 年 10 月 31 日非冻季的 WSN 土壤水分, 验证了黑河流域上游 4 个像元上估算土壤水分的表现。同时, JAXA 官方

土壤水分产品、LPRM 的 3 个土壤水分产品, GLDAS 土壤水分产品, 以及实测土壤水分数据也一同参与比较。表 3 为该时间段内验证的总体表现统计表。4 个像元上的平均验证结果显示, 升轨估算土壤水总体精度不如降轨估算土壤水 (RMSE 和 BIAS 的绝对值更大, R 更差), 升、降轨估算土壤水相对实测土壤水总体上均有些低估 (平均 BIAS 为负)。我们认为降轨数据精度高于升轨数据的原因, 很大程度上是因为降轨土壤水分估算过程中用到的由 AMSR2 5 个波段 (6.9、10.7、18.7、23.8 和 36.5 GHz) V 极化亮温计算得出土壤温度与实测数据有较好的相关性 (其 R 高达 0.93), 而升轨数据的

表 3 2014 年 7 月 1 日~2014 年 10 月 31 日时间段内各土壤水分产品验证表现统计表

Table 3 Performance statistics of the retrieved soil moisture from 1st July, 2014 to 31st Oct., 2014

	产品名称	升轨			降轨		
		RMSE	R	BIAS	RMSE	R	BIAS
WATER-NET 1	JAXA	0.271	0.432	-0.266	0.322	0.377	-0.317
	LPRM_C1	0.529	-0.002	0.510	0.360	0.173	0.313
	LPRM_C2	0.543	0.038	0.526	0.377	0.192	0.332
	LPRM_X	0.182	0.283	0.136	0.232	0.405	0.191
	GLDAS	0.094	-0.402	-0.074	0.130	-0.386	-0.119
	估算土壤水分	0.040	0.302	0.014	0.029	0.651	-0.014
WATER-NET 2	JAXA	0.229	0.418	-0.222	0.244	0.021	-0.237
	LPRM_C1	0.622	-0.058	0.602	0.486	-0.111	0.425
	LPRM_C2	0.635	-0.036	0.618	0.511	-0.090	0.451
	LPRM_X	0.202	0.595	0.163	0.325	0.167	0.277
	GLDAS	0.074	0.352	-0.058	0.073	0.369	-0.057
	估算土壤水分	0.064	0.623	0.051	0.071	0.510	0.055
WATER-NET 3	JAXA	0.177	0.440	-0.155	0.236	0.319	-0.223
	LPRM_C1	0.544	0.467	0.524	0.381	0.444	0.339
	LPRM_C2	0.561	0.478	0.543	0.410	0.449	0.366
	LPRM_X	0.145	0.300	0.095	0.231	0.572	0.198
	GLDAS	0.141	0.415	-0.133	0.140	0.379	-0.130
	估算土壤水分	0.043	0.279	0.013	0.059	0.622	0.040
WATER-NET 4	JAXA	0.299	0.535	-0.288	0.333	0.439	-0.321
	LPRM_C1	0.491	0.321	0.468	0.349	0.524	0.296
	LPRM_C2	0.507	0.295	0.485	0.380	0.517	0.325
	LPRM_X	0.153	-0.077	0.024	0.213	0.416	0.156
	GLDAS	0.220	0.267	0.044	0.219	0.222	-0.201
	估算土壤水分	0.107	0.212	-0.060	0.081	0.396	-0.0357
WATER-NET 1~4 4 个像元上的平均	JAXA	0.242	0.472	-0.235	0.283	0.357	-0.277
	LPRM_C1	0.539	0.276	-0.519	0.389	0.351	-0.337
	LPRM_C2	0.554	0.288	-0.536	0.413	0.358	-0.361
	LPRM_X	0.155	0.300	-0.104	0.242	0.447	-0.199
	GLDAS	0.132	0.227	0.121	0.141	0.201	0.131
	估算土壤水分	0.047	0.378	0.004	0.037	0.666	0.009

注:表中 RMSE 和 BIAS 的单位为 m^3/m^3

R 仅为 0.73。很大程度上是由于 1:30 时的土壤水分的空间异质比 13:30 更小,并且土壤温度与植被冠层温度差异更小。但降轨数据缺失较多。

与 JAXA、LRPM 和 GLDAS 土壤水分产品的比较中,本文估算土壤水分的 RMSE 在所有参与验证的土壤水分产品中最低,升、降轨数据各达到了 $0.047 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 、 $0.037 \text{ m}^3/\text{m}^3$,均好于 JAXA、LRPM 和 GLDAS 土壤水分产品。BIAS 的绝对值也是最小的,升、降轨分别为 $0.004 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.006 \text{ m}^3/\text{m}^3$,表明估算土壤水分与实测土壤水的偏差非常小。降

轨估算土壤水分的 R 在所有产品中最高,升轨估算土壤水分的 R 稍小于 JAXA 土壤水分产品。所以,与地面实测湿度数据的比较显示,估算土壤水分的结果整体上要优于 JAXA 产品、LRPM 3 个产品以及 GLDAS 的产品。

整个一年半(2013年7月1日至2014年12月31日)非冻季的时间序列曲线对比图如图4(升轨数据)和图5(降轨数据)所示。总体上,估算土壤水分和 GLDAS 土壤水分与实测数据最为接近,且估算土壤水分的值域空间和浮动范围与实测数据最为接近。

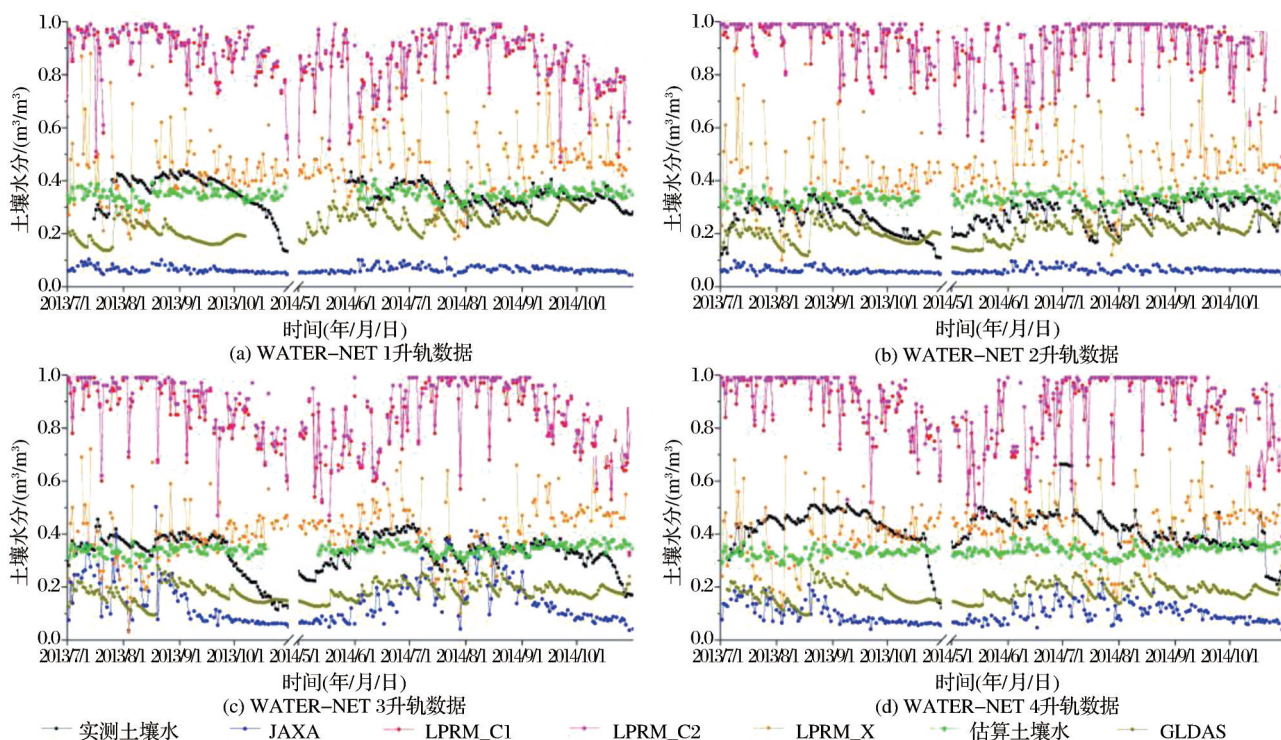


图4 2013年7月1日-2014年12月31日内升轨土壤水分的验证时间序列图(估算的土壤水分,JAXA产品,LPRM C1、C2和X波段产品,GLDAS土壤水分产品与实测土壤水分的比较)

Fig.4 Time-series plots of the retrieved soil moisture for descending orbits (retrieved soil moisture along with JAXA, LPRM C1-band, C2-band, X-band, GLDAS soil moisture and in-situ soil moisture) from 1st July, 2013 to 31st Dec., 2014

具体的,JAXA产品在冻季与实测土壤水分很接近,但是整体上基本没有季节变化,动态变化范围很小。3个LPRM产品的值域很广(约 $0.2 \sim 0.99 \text{ m}^3/\text{m}^3$),在未冻季其时间序列曲线走势与实测数据较为吻合,但相对实测土壤水,存在高估的情况。而相对实测数据,GLDAS土壤水分产品则存在低估的现象,但是其变化趋势相对JAXA和LPRM产品与实测土壤水分最为接近。升、降轨估算土壤水分与实测数据较为接近,且能够反映出实测数据的升降细节变化和走势。特别地,估算土壤水分对实测土壤水分的上升都很敏感。

4.3 土壤水分空间分布的比较

为了更好地分析升、降轨估算土壤水分的时空分布特征,我们计算了2014年7月1日至2014年10月31日估算土壤水分在黑河流域中上游15个像元的空间分布(如图6)。

在4.2的验证中,我们发现了GLDAS能够在一定程度上捕获实测土壤水分的季节变化。另外,之前的大量研究表明^[50-54],GLDAS土壤水分在中国范围内的半干旱高寒气候区域内有着较高的精度和与站点观测土壤水最为接近的空间分布格局。所以本文引入了GLDAS土壤水分数据,辅助分析估

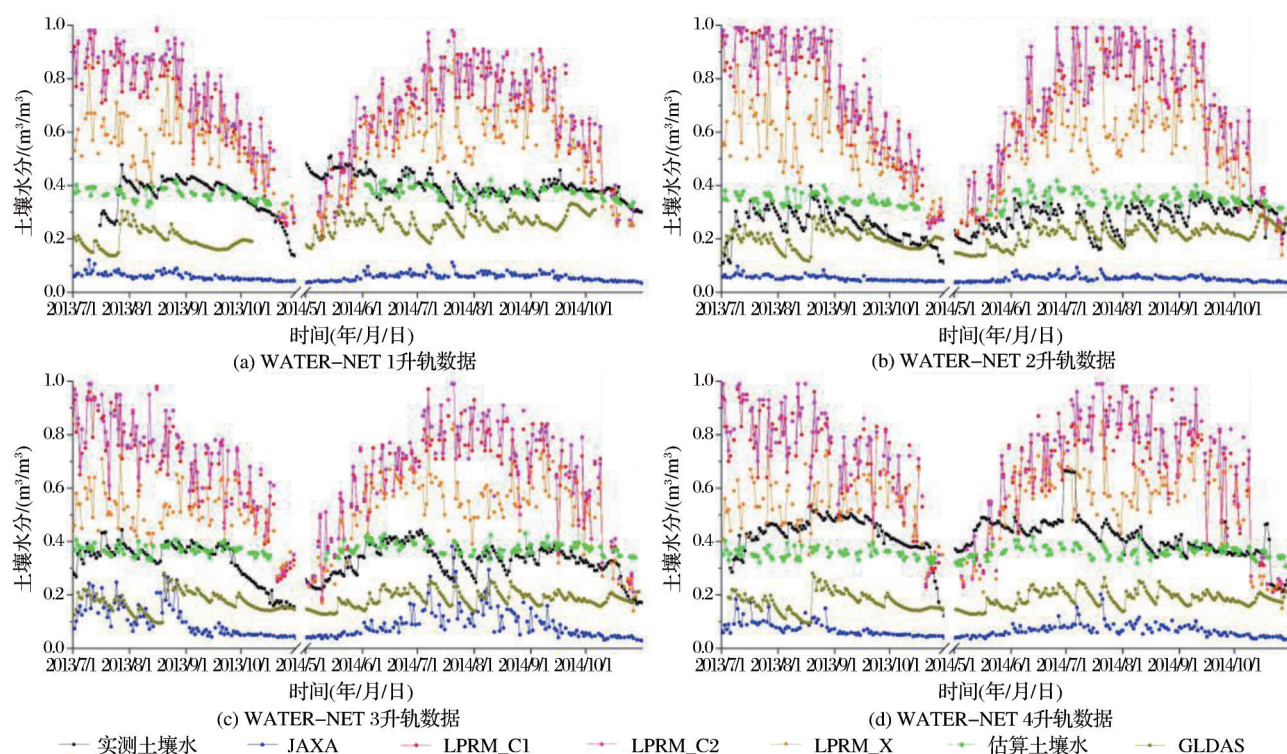


图5 2013年7月1日-2014年12月31日内降轨土壤水分的验证时间序列图(估算的土壤水分,JAXA产品,LPRM C1、C2和X波段产品,GLDAS土壤水分产品与实测土壤水分的比较)

Fig.5 Time-series plots of the retrieved soil moisture for descending orbits (retrieved soil moisture along with JAXA, LPRM C1-band, C2-band, X-band, GLDAS soil moisture and in-situ soil moisture) from 1st July, 2013 to 31st Dec., 2014

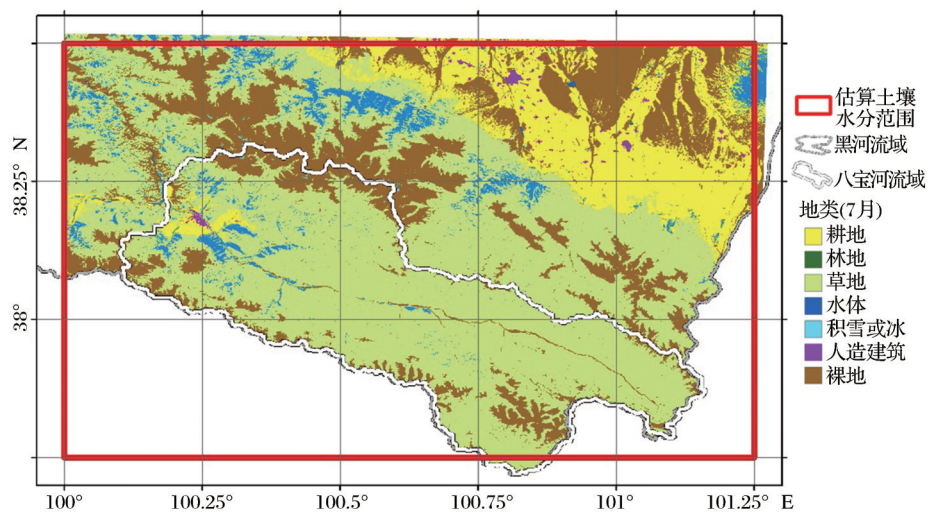


图6 估算土壤水分范围及下垫面地类信息图

Fig.6 Boundaries and landcover map of the retrieved soil moisture

算土壤水分的表现。不过,宋海清等^[51,53-54]的研究也表明,GLDAS土壤水分在中国西部的半干旱高寒气候区内,相比实测土壤水分存在着明显的低估。这些研究与本节前两部分验证工作得到的结论相同。故本文仅就土壤水分的时空变化趋势进行了比较和分析,对于值域空间没有进行深入的讨论。在分析的过程中,运用了GTOPO-30 DEM数

据,以更好地探究地形因素(尤其是地表粗糙度)对估算土壤水分的影响。图7展示了2014年7~10月的每月第一日的估算土壤水空间分布。首先,从纵向时间序列上来看,整个黑河流域中上游的升轨估算土壤水分在此时间范围内的空间分布与GLDAS土壤水分产品较为相近。降轨估算土壤水分在2014年7月1日无数数据,但是9月1日整体土壤水分

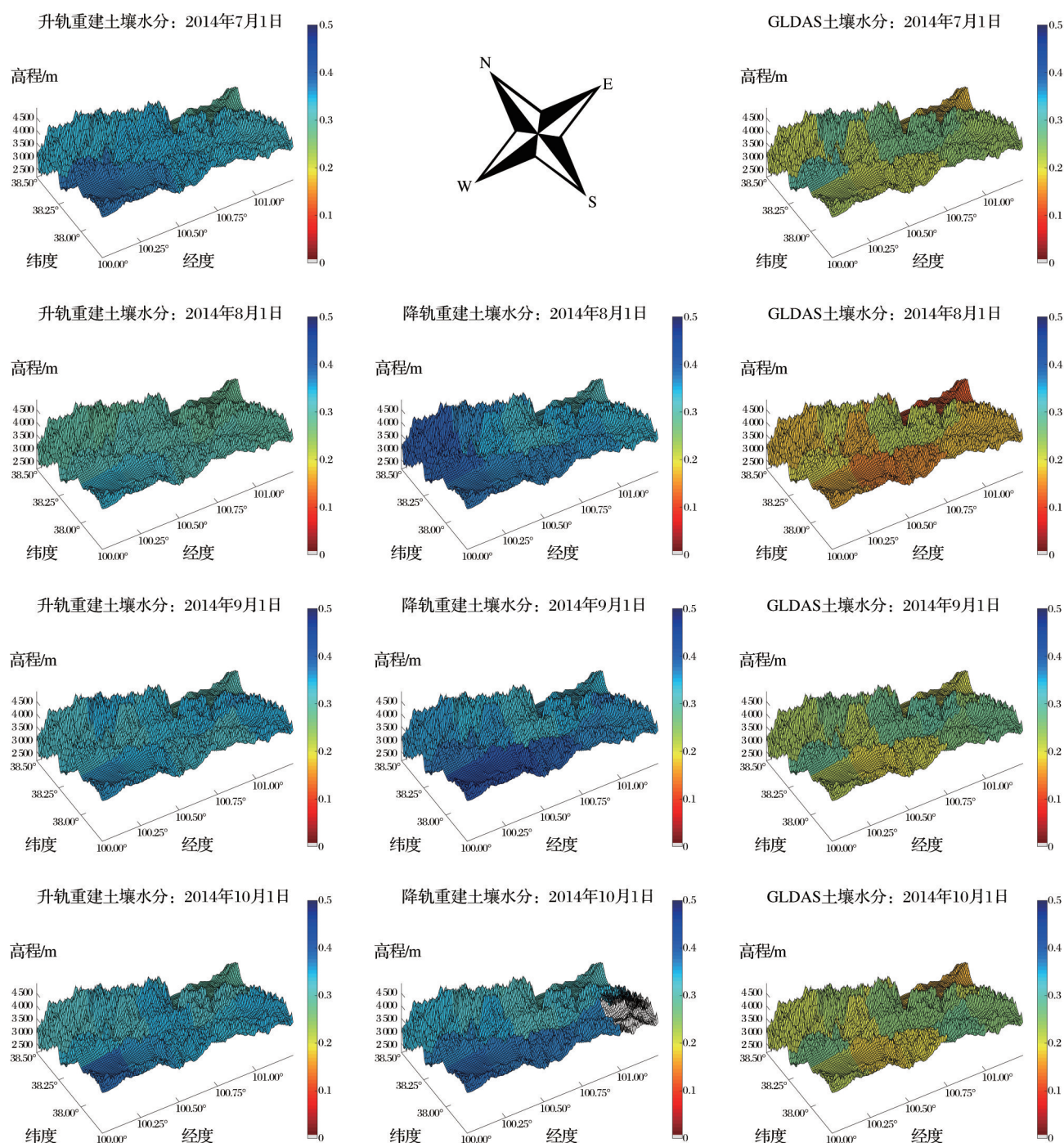


图7 2014年7~10月的每月第一日升、降轨估算土壤水分和日平均GLDAS土壤水分在黑河流域中上游的空间分布图
(7月1日降轨无数据)

Fig.7 Spatial distribution maps of the retrieved soil moisture for both ascending and descending orbit and daily-averaged GLDAS soil moisture in the middle and upper reaches of the HRB (On 1st July, 1st Aug., 1st Sept. and 1st Oct., 2014. No data on 1st July for the descending orbit)

比8月1日有所升高,10月1日又稍有回落,这个趋势与GLDAS一样。

其次,从每日的两者对比来看,估算土壤水与GLDAS土壤水基本上都呈现了土壤水分“西高东低”的趋势,两者土壤水分较高的值基本都是沿八

宝河河道和河槽的方向分布。估算土壤水分的高值主要出现在西南角,这一点与GLDAS相对干燥有所不同。从高程分布上看,西南一隅为地势低洼处,坡面汇流和壤中流作为供给水源使得西南部长期保持湿润;从微地形看,多条发育于东北山区的

集水线交汇以此。考虑到以上两点。因此我们认为估算土壤水分具有更高的可靠性。相对于升轨数据,降轨数据的空间格局与 GLDAS 土壤水分更为相近,这也符合上一节中降轨估算土壤水精度更高的结论。

此外,在 GLDAS 土壤水分的空间分布中,位于最东北角的像元土壤水分最为干燥。但是在估算土壤水分地图上没有这么明显。从图 6 中可以发现,整个黑河流域中上游的地表分类基本都是草地或者灌木,只有东北角有一小部分农田。之前的部分研究表明,GLDAS 土壤水分在农田地类中的计算准确度和不确定性差异很大^[55-56],尤其是在海拔较高的高寒区^[57]。对于估算土壤水分,4 天中东北角的值均低于临近像元,并且空间连续性较好。考虑到其海拔在所选区域内为最高值并且明显的分水线贯穿其中,我们认为该分布模式有一定的准确性。

5 结 语

本研究利用 AMSR2 卫星的多频亮度温度数据,通过黑河流域上游的 4 个被动微波遥感像元上 2013 年 7 月 1 日至 2014 年 6 月 30 日内的地面实测土壤温湿度数据,采用四像元交叉拟合法,寻找到了土壤水分映射关系的拟合参数。同时借助 AMSR2 5 个波段(6.9、10.7、18.7、23.8 和 36.5 GHz)V 极化亮温计算出了土壤温度,并应用于黑河上游八宝河流域及中游部分地区的土壤水分反演中。经过与 WSN 土壤水分数据的验证和 JAXA 查找表算法土壤水分产品、LPRM 3 个子土壤水分产品和 GLDAS 土壤水分产品的时空对比,表明估算土壤水分有较高的精度和较为准确的空间分布格局。总体上,亮点有二:

(1)通过四像元交叉拟合法获取了经验关系的映射参数,有效地减小地面土壤水分观测站点的系统误差、随机误差和粗差,经验验证,拟合结果的准确度和精度较其他拟合方法较高。该方案可为未来遥感反演中经验关系的获取提供借鉴。

(2)通过多频亮温获得了地表温度,与地面观测相比相关性均高于 0.7,且降轨数据的 RMSE 低至 1.3 K。

本项工作的成果,可为流域尺度的土壤水分反演与监测提供了一种可行之路,也可用于其他水文、气象、农业和林业等多个领域的研究和实际应

用中。

第三节也曾提到,当下土壤水分的反演是通过被动微波遥感传感器观测到的微波亮温,按照一定的算法和流程,加以有限的辅助数据,剔除影响土壤水分精度的因子,最终得到置信度较高的土壤水分。主要方法分为 4 类,经验统计算法、物理模型算法、半经验半物理算法和机器学习等智能算法。本文即依据有限的卫星和地面观测数据,探索得出了一种简单有效的拟合经验关系。估算的土壤水分方法目前只是在黑河流域中上游得以实现,能否推广到其他区域,还需要大量的地面实测土壤温湿度网络数据加以改进和验证。同时,该算法的精度也受限于多频亮温对温度的拟合,其扩展性亦需要未来在更多、更广、更复杂的下垫面环境实践。另外,机器学习与大数据挖掘在地质方面的应用愈演愈烈^[58-59],文章数量在各大地球学会议(如 IGARSS、AGU)中也激增。未来,我们憧憬着这种经验关系能够和物理模型、人工智能反演算法更加紧密的结合,如利用此经验关系为机器学习预处理或后处理过程中提供行之有效的参数化方案。

致谢:感谢寒区旱区科学数据中心提供的黑河流域上游生态水文无线传感器网络 WATERNET(doi: 10.3972/hiwater.219.2014.db)和黑河流域土地利用覆被数据集(doi: 10.3972/hiwater.155.2014.db)数据,感谢日本宇航局等科研机构提供卫星观测数据,感谢 Tsinghua—MIT 全球水循环遥感监测与应用研讨会,感谢 MIT 的 Dara Entekhabi 教授课题组对本工作的大力支持,感谢河北省科学院地理所闫爽的帮助!

参考文献(References):

- [1] Jackson T J. III. Measuring Surface Soil Moisture Using Passive Microwave Remote Sensing[J]. Hydrological processes, 1993, 7(2): 139-152.
- [2] Liu Qiang. Analysis of AMSR-E Soil Moisture and Downscaling of TRMM Precipitation[D]. Beijing: Institute of Remote Sensing Applications, Chinese Academy of Sciences, 2014[刘强. AMSR-E 土壤水分分析和 TRMM 降雨降尺度研究[D]. 北京:中国科学院遥感应用研究所, 2014.]
- [3] Wigneron J P, Calvet J C, Pellarin T, *et al.* Retrieving Near-Surface Soil Moisture from Microwave Radiometric Observations: Current Status and Future Plans[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(4): 489-506.
- [4] Chen Shulin, Liu Yuanbo, Wen Zuomin. Satellite Retrieval of Soil Moisture: An Overview[J]. Advances in Earth Sciences,

- 2012, 27(11): 1192-1203.[陈书林,刘元波,温作民.卫星遥感反演土壤水分研究综述[J].地球科学进展,2012,27(11): 1192-1203.]
- [5] Lan Xinyu, Guo Ziqi, Tian Ye, *et al.* Review in Soil Moisture Remote Sensing Estimation based on Data Assimilation [J]. *Advances in Earth Sciences*, 2015, 06: 668-679.[兰鑫宇,郭子祺,田野,等.土壤湿度遥感估算同化研究综述[J].地球科学进展,2015,06: 668-679.]
- [6] Shi Jiancheng, Du Yang, Du Jinyang, *et al.* Progresses on Microwave Remote Sensing of Land Surface Parameters [J]. *Science China: Earth Science*, 2012, (06): 814-842.[施建成,杜阳,杜今阳,等.微波遥感地表参数反演进展[J].中国科学:地球科学,2012,06: 814-842.]
- [7] Zheng Zhiyuan, Wei Zhigang, Li Zhenzhao, *et al.* A Study of Variation Characteristics of Surface Broadband Emissivity over Three Typical Bare Soil Underlying Surfaces in Northwestern China [J]. *Chinese Journal of Atmospheric Sciences (in Chinese)*, 2016, 40(6): 1227-1241.[郑志远,韦志刚,李振朝,等.中国西北三类典型裸土下垫面地表宽波段发射率变化特征研究[J].大气科学,2016,40(6): 1227-1241.]
- [8] He Wenying, Chen Hongbin, Xuan Yuejian, *et al.* Field Measurements of the Surface Microwave Emissivity For Different Surface Types [J]. *Progress in Geophysics*, 2010, 25(6): 1983-1993.[何文英,陈洪滨,宣越健,等.几种地表微波比辐射率变化特征的地面观测[J].地球物理学进展,2010,25(6): 1983-1993.]
- [9] Wang Yongqian, Shi Jiancheng, Liu Zhihong, *et al.* Retrieval Algorithm for Microwave Surface Emissivities based on Multi-source, Remote Sensing Data: An Assessment on the Qinghai-Tibet Plateau [J]. *Science China: Earth Sciences*, 2013, 43(2): 271-279.[王永前,施建成,刘志红,等.基于AMSR-E的微波波段地表发射率反演—以青藏高原为例[J].中国科学:地球科学,2013,43(2): 271-279.]
- [10] Imaoka K, Kachi M, Fujii H, *et al.* Global Change Observation Mission (GCOM) for Monitoring Carbon, Water Cycles, and Climate Change [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(5): 717-734.
- [11] Dai Shuying, Wang Cun'en. GCOM of JAXA [J]. *Space International*. 2012(3): 8-17.[戴舒颖,王存恩.日本“地球环境变化观测任务”卫星[J].国际太空,2012(3): 8-17.]
- [12] Zou Xiaolei, Wen Fuzhong, Tian Xiaoxu. An Effective Mitigation of Radio Frequency Interference over Land by Adding a New C-band on AMSR2 [J]. *Advances in Meteorological Science and Technology*, 2015(2): 35-41.[邹晓蕾,翁富忠,田小旭. AMSR2 仪器上新增设的C波段通道对陆地无线电频率干扰的有效缓解[J].气象科技进展,2015(2): 35-41.]
- [13] Lu Zheng. Evaluation of AMSR2 Soil Moisture and Time-series Soil Moisture Reconstruction over the Heihe River Basin [D]. Beijing: Beijing Normal University, 2016.[陆峥. AMSR2 土壤水分产品在黑河流域的验证与时序重建[D].北京:北京师范大学,2016.]
- [14] Wu Q, Liu H, Wang L, *et al.* Evaluation of AMSR2 Soil Moisture Products over the Contiguous United States Using in Situ Data from the International Soil Moisture Network [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2016, 45: 187-199.
- [15] Cho E, Moon H, Choi M. First Assessment of the Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR2) Soil Moisture Contents in Northeast Asia [J]. *Journal of the Meteorological Society of Japan. Ser. II*, 2015, 93(1): 117-129.
- [16] Zeng J, Li Z, Chen Q, *et al.* Evaluation of Remotely Sensed and Reanalysis Soil Moisture Products over The Tibetan Plateau Using In-Situ Observations [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 163: 91-110.
- [17] Yang K, Qin J, Zhao L, *et al.* A Multiscale Soil Moisture And Freeze-thaw Monitoring Network on The Third Pole [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2013, 94(12): 1907-1916.
- [18] Lu Zheng, Chai Linna, Zhang Tao, *et al.* Evaluation of AMSR2 Retrievals Using Observation of Soil Moisture Network on The Upper And Middle Reaches of Heihe River Basin [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2017, 32(2): 324-337.[陆峥,柴琳娜,张涛,等. AMSR2 土壤水分产品在黑河流域中上游的验证[J].遥感技术与应用,2017,32(2): 324-337.]
- [19] Li Xin, Ma Mingguo, Wang Jian, *et al.* Simultaneous Remote Sensing and Ground-based Experiment in the Heihe River Basin: Scientific Objectives and Experiment Design [J]. *Advances in Earth Sciences*, 2008(9): 897-914.[李新,马明国,王建,等.黑河流域遥感—地面观测同步试验:科学目标与试验方案[J].地球科学进展,2008(9): 897-914.]
- [20] Li Xin, Liu Shaomin, Ma Mingguo, *et al.* HiWATER: An Integrated Remote Sensing Experiment on Hydrological and Ecological Processes in the Heihe River Basin [J]. *Advances in Earth Sciences*, 2012, 27(5): 481-498.[李新,刘绍民,马明国,等.黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验总体设计[J].地球科学进展,2012,27(5): 481-498.]
- [21] Li Xin, Li Xiaowen, Li Zengyuan, *et al.* Progresses on the Watershed Allied Telemetry Experimental Research (WATER) [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2012, 27(5): 637-649.[李新,李小文,李增元,等.黑河综合遥感联合试验研究进展:概述[J].遥感技术与应用,2012,27(5): 637-649.]
- [22] Li X, Cheng G, Liu S, *et al.* Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research (HiWATER): Scientific Objectives and Experimental Design [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2013, 94(8): 1145-1160.
- [23] Jin R, Li X, Yan B, *et al.* A Nested Ecohydrological Wireless Sensor Network for Capturing the Surface Heterogeneity in the Midstream Areas of the Heihe River Basin, China [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(11): 2015-2019.
- [24] Owe M, De Jeu R, Walker J. A Methodology for Surface Soil Moisture and Vegetation Optical Depth Retrieval Using the

- Microwave Polarization Difference Index [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39 (8): 1643-1654.
- [25] Owe M, de Jeu R, Holmes T. Multisensor Historical Climatology Of Satellite - Derived Global Land Surface Moisture [J]. Journal of Geophysical Research: Earth Surface (2003 - 2012), 2008, 113(F1): 196-199.
- [26] de Nijs A H A, Parinussa R M, de Jeu R A M, *et al.* A Methodology to Determine Radio-Frequency Interference in AMSR2 Observations [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(9): 5148-5159.
- [27] Lu Z, Chai L, Liu S, *et al.* Estimating Time Series Soil Moisture by Applying Recurrent Nonlinear Autoregressive Neural Networks to Passive Microwave Data over the Heihe River Basin, China [J]. Remote Sensing, 2017, 9(6): 574; doi: 10.3390/rs9060574
- [28] Cui H, Jiang L, Du J, *et al.* Evaluation and Analysis of AMSR-2, SMOS, and SMAP Soil Moisture Products in the Genhe Area of China [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2017, 122(16): 8650-8666.
- [29] Wang W, Wang X, Wang P. Assessing the Applicability of GLDAS Monthly Precipitation Data in China [J]. Advances in Water Science, 2014, 25(6): 769-778. [王文, 汪小菊, 王鹏. GLDAS 月降水数据在中国区的适用性评估 [J]. 水科学进展, 2014, 25(6): 769-778.]
- [30] Danielson J J, Jeffrey J. Delineation of Drainage basins from 1 km African Digital Elevation Data [C]//Pecora Thirteen, Human Interactions with the Environment-perspectives from Space, Sioux Falls, South Dakota, 1996.
- [31] Zhong Bo, Ma Peng, Nie Aihua, *et al.* Land Cover Mapping Using Time Series HJ-1/CCD Data [J]. Science China: Earth Sciences, 2014, 44(5): 967-977. [仲波, 马鹏, 聂爱华, 等. 基于时间序列 HJ-1/CCD 数据的土地覆盖分类方法 [J]. 中国科学: 地球科学, 2014, 44(5): 967-977.]
- [32] Li X, Liu S, Xiao Q, *et al.* A multiscale dataset for understanding complex eco-hydrological processes in a heterogeneous oasis system [J]. Scientific Data, 2017, 4: 170083; doi: 10.1038/sdata.2017.83
- [33] Zhang Tao. Improvement Of Soil Moisture Retrieval Algorithm And Validation Method Using Passive Microwave Remote Sensing Data [D]. Beijing: Beijing Normal University, 2014. [张涛. 被动微波遥感土壤水分反演算法和验证方法改进 [D]. 北京: 北京师范大学, 2014.]
- [34] Zhao Tianjie. Passive Microwave Remote Sensing Of Soil Moisture [D]. Beijing: Beijing Normal University, 2012. [赵天杰. 被动微波遥感土壤水分 [D]. 北京: 北京师范大学, 2012.]
- [35] Zheng Xingming. Research on Soil Moisture Passive Microwave Remote Sensing Inversion Method in Northeast of China [D]. Changchun: Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, 2012. [郑兴明. 东北地区土壤湿度被动微波遥感高精度反演方法研究 [D]. 长春: 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 2012.]
- [36] Lin Libin, Bao Yansong, Zuo Quan, *et al.* Soil Moisture Retrieval over Vegetated Areas based on Sentinel-1 and FY-3C Data [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2018, 33(4): 750-758. [林利斌, 鲍艳松, 左泉, 等. 基于 Sentinel-1 与 FY-3C 数据反演植被覆盖地表土壤水分 [J]. 遥感技术与应用, 2018, 33(4): 750-758.]
- [37] Mao Kebiao, Hu Deyong, Huang Jianxi, *et al.* An Algorithm for Retrieving Soil Moisture from AMSR-E Passive Microwave Data [J]. High Technology Letters, 2010, 20(6): 651-659. [毛克彪, 胡德勇, 黄健熙, 等. 针对被动微波 AMSR-E 数据的土壤水分反演算法 [J]. 高技术通讯, 2010, 20(6): 651-659.]
- [38] Ulaby, F T, Moore, R K, Fung, A K, *et al.* Microwave Remote Sensing: Active and Passive. Volume 2-Radar Remote Sensing and Surface Scattering and Emission theory [M]. Beijing: Science Press, 1988. [F.T. 乌拉比, R.K. 穆尔, 冯建超, 等. 微波遥感—第二卷: 雷达遥感和面目标的散射、辐射理论 [M]. 北京: 科学出版社, 1988.]
- [39] Liu Jun, Zhao Shaojie, Jiang Lingmei, *et al.* Research Progress on Dielectric Constant Model of Soil at Microwave Frequency [J]. Remote Sensing Information, 2015, 30(1): 5-13. [刘军, 赵少杰, 蒋玲梅, 等. 微波波段土壤的介电常数模型研究进展 [J]. 遥感信息, 2015, 30(1): 5-13.]
- [40] Liu J, Chai L, Lu Z, *et al.* Evaluation of SMAP, SMOS-IC, FY3B, JAXA, and LPRM Soil Moisture Products over the Qinghai-Tibet Plateau and Its Surrounding Areas [J]. Remote Sensing, 2019, 11(7): 792; doi:10.3390/rs11070792
- [41] Liu Jing, Ma Hongzhang, Yang Le, *et al.* A Survey of Surface Temperature Retrieval by Passive Microwave Remote Sensing [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2012, 6: 812-821. [刘晶, 马红章, 杨乐, 等. 基于被动微波的地表温度反演研究综述 [J]. 遥感技术与应用, 2012, 6: 812-821.]
- [42] Jia Yuanyuan, Li Zhaoliang. Progress in Land Surface Temperature Retrieval from Passive Microwave Remotely Sensed Data [J]. Progress in Geography, 2006, 25(3): 96-105. [贾媛媛, 李召良. 被动微波遥感数据反演地表温度研究进展 [J]. 地理科学进展, 2006, 25(3): 96-105.]
- [43] Han M, Lu H, Yang K. Development of Passive Microwave Retrieval Algorithm for Estimation of Surface Soil Temperature from AMSR-E Data [C]//IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2016: 1671-1674.
- [44] Xiang Hui. Research on Ensemble Model for Credit Scoring and Its Application [D]. Changsha: Hunan University, 2011. [向晖. 个人信用评分组合模型研究与应用 [D]. 长沙: 湖南大学, 2011.]
- [45] Fan Yongdong. A Summary of Cross-Validation in Model Selection [D]. Taiyuan: Shanxi University, 2013. [范永东. 模型选择中的交叉验证方法综述 [D]. 太原: 山西大学, 2013.]
- [46] Li Yang. Multiple Kernel Learning SVM and Lung Nodule Recognition [D]. Jilin: Jilin University, 2014. [李阳. 多核学习

- SVM算法研究及肺结节识别[D]. 吉林:吉林大学, 2014.]
- [47] Mao Taiying. Error Theory and Precision Analysis [M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1982[毛英泰. 误差理论与精度分析[M]. 北京:国防工业出版社, 1982.]
- [48] Fei Yetai. Error Theory and Data Process [M]. Beijing: China Machine Press, 2010.[费业泰. 误差理论与数据处理[M]. 北京:机械工业出版社, 2010.]
- [49] Tao Benzao, Qiu Weining, Zhang Shubi, *et al.* Error Theory and Surveying error-adjustment [M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2012.[陶本藻, 邱卫宁, 张书毕, 等. 误差理论与测量平差[M]. 武汉:武汉大学出版社, 2012.]
- [50] Cheng Shanjun, Guan Xiaodan, Huang Jianping, *et al.* Analysis of Response of Soil Moisture to Climate Change in Semi-arid Loess Plateau in China Based on GLDAS Data [J]. Journal of Arid Meteorology, 2013, 31(4): 641-649.[程善俊, 管晓丹, 黄建平, 等. 利用GLDAS资料分析黄土高原半干旱区土壤湿度对气候变化的响应[J]. 干旱气象, 2013, 31(4): 641-649.]
- [51] Song Haiqing, Li Yunpeng, Zhang Jingru, *et al.* Evaluation of Soil Moisture over Inner Mongolia Using Multi-Data [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2016, 30(8): 139-144.[宋海清, 李云鹏, 张静茹, 等. 内蒙古地区多种土壤湿度资料的初步评估[J]. 干旱区资源与环境, 2016, 30(8): 139-144.]
- [52] Zhu Zhi, Shi Chunxiang. Simulation and Evaluation of CLDAS and GLDAS Soil Moisture Data in China [J]. Science Technology and Engineering, 2014, 14(32): 138-144.[朱智, 师春香. 中国气象局陆面同化系统和全球陆面同化系统对中国区域土壤湿度的模拟与评估[J]. 科学技术与工程, 2014, 14(32): 138-144.]
- [53] Liu Chuan, Yu Ye, Xie Jing, *et al.* Applicability of Soil Temperature and Moisture in Several Datasets over Qinghai-Xizang Plateau [J]. Plateau Meteorology, 2015, 34(3): 653-665.[刘川, 余晔, 解晋, 等. 多套土壤温湿度资料在青藏高原的适用性[J]. 高原气象, 2015, 34(3): 653-665.]
- [54] Chen Y, Yang K, Qin J, *et al.* Evaluation of AMSR-E Retrievals and Gldas Simulations Against Observations of A Soil Moisture Network on The Central Tibetan Plateau [J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2013, 118(10): 4466-4475.
- [55] Romaguera M, Krol M S, Salama M, *et al.* Determining Irrigated Areas and Quantifying Blue Water Use in Europe Using Remote Sensing Meteosat Second Generation (MSG) Products and Global Land Data Assimilation System (GLDAS) Data [J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2012, 78(8): 861-873.
- [56] Wang S, Mo X, Liu S, *et al.* Validation and Trend Analysis of ECV Soil Moisture Data on Cropland in North China Plain During 1981-2010 [J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 48:110-121.
- [57] Ansari H, Marofi S, Mohamadi M. Topography and Land Cover Effects on Snow Water Equivalent Estimation Using AMSR-E and GLDAS Data [J]. Water Resources Management, 2019, 33(5): 1699-1715.
- [58] Lary D J, Alavi A H, Gandomi A H, *et al.* Machine Learning in Geosciences and Remote Sensing [J]. Geoscience Frontiers, 2016, 7(1): 3-10.
- [59] Reichstein M, Camps-Valls G, Stevens B, *et al.* Deep Learning and Process Understanding for Data-driven Earth System Science [J]. Nature, 2019, 566(7743): 195-204.

Estimating Soil Moisture in the Middle and Upper Reaches of the Heihe River Basin based on AMSR2 Multi-brightness Temperature

Lu Zheng¹, Han Menglei², Lu Hui³, Peng Xueting⁴, Meng Shasha⁵, Liu Jin¹,
Yang Xiaofan¹

(1.State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology and School of Natural Resources,
Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China;

2.Department of Earth System Science, Tsinghua University, Beijing 10084, China;

3.Beijing Meteorological Disaster Prevention Center, Beijing 100089, China;

4.The Administrative Center of China's Agenda 21, Beijing 100038, China;

5.School of Geography, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100084,
China)

Abstract: An approach to estimate soil moisture from AMSR2 multi-brightness temperature observations is preliminarily investigated in the middle and upper reaches of the Heihe River Basin (HRB). Based on the statistical

relation between soil moisture and microwave emissivity from soil, a method called “4-grid cross-fitness” is used to obtain the statistical relation between in-situ soil moisture and soil temperature measurements of 4 WSN pixels in the upper reaches of the HRB during the period July, 2013~June, 2014. Then soil moisture in the middle and upper reaches of the HRB is retrieved. The retrieved soil moisture is compared with WSN soil moisture measurements, along with AMSR2 soil moisture products and GLDAS soil moisture product during the period July, 2014~October, 2014. The results show that the retrieved soil moisture perform remarkably better than the other 5 soil moisture products. Moreover, spatial patterns of the retrieved soil moisture and GLDAS soil moisture products are compared and analyzed as well via the auxiliary DEM and Landcover datasets. The results indicate that the spatial distribution of retrieved soil moisture perform with higher reasonability than GLDAS. This method may probably provide a feasible way for soil moisture retrieval over basin scales.

Key words: Soil moisture; AMSR2; Soil emissivity; Soil temperature; The middle and upper reaches of the Heihe River Basin

(上接第 22 页)

retrieve vegetation water content, roughness and soil moisture simultaneously. First, water-cloud model is used to correct vegetation effect on microwave scattering process. In this step, vegetation transmittance factor (closed related to vegetation water content) is estimated by using three optical remote sensing indexes, namely, Modified Soil Adjusted Vegetation Index (MSAVI), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) and Normalized Difference Water Index (NDWI). Second, a cost function is constructed based on SAR observations and Oh model simulations, then soil moisture and surface roughness can be estimated through global optimization by shuffled complex evolution algorithm. The proposed method is performed by using Sentinel-1 and Landsat 8 data in the middle reaches of the Heihe River Basin, retrieved results are validated against ground measurements. Results show a good agreement between remote sensing estimates and ground measurements, which indicates the proposed method can retrieve soil moisture accurately. For soil moisture, the determination coefficient (R^2) is higher than 0.7, the root mean square error (RMSE) is $0.073 \text{ m}^3/\text{m}^3$. With respect to vegetation water content, R^2 is higher than 0.9 and RMSE is $0.885 \text{ kg}/\text{m}^2$. In the meantime, it is found that the result of estimated vegetation water content and the parameterization scheme of vegetation parameters have pronounced influence on the accuracy of soil moisture estimates, which need to be further addressed in future research.

Key words: Soil moisture; SAR; Surface roughness; Vegetation water content; Sentinel-1; Landsat 8