

引用格式: Wang Shuguo, Liu Wei, Liang Liang. Uncertainty Analysis and Data Fusion of Microwave Remote Sensing Soil Moisture Products based on Triple-Collocation Method[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(6): 1227-1234. [王树果, 刘伟, 梁亮. 基于 Triple-Collocation 方法的微波遥感土壤水分产品不确定性分析及数据融合[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(6): 1227-1234.]
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2019.6.1227

基于 Triple-Collocation 方法的微波遥感土壤水分产品不确定性分析及数据融合

王树果, 刘伟, 梁亮

(江苏师范大学 地理测绘与城乡规划学院, 江苏 徐州 221116)

摘要:微波遥感可以获取大范围的地表土壤水分信息, 以及由此得到全球尺度的土壤水分产品。但由于传感器观测配置和反演方法等诸多因素的影响, 使得不同的土壤水分产品在精度和可靠性方面存在差异。基于 Triple-Collocation (TC) 方法, 在青藏高原那曲地区的 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 和 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ 两个空间尺度上对 AMSR2、SMAP 和 SMOS 3 种土壤水分遥感产品进行不确定性分析, 开展基于随机误差的数据融合算法研究。研究表明: 不同遥感产品间的随机误差在空间分布上存在显著的不一致性, 使得应用传统的算术平均方法进行数据融合不具有普适性。基于此不确定性, 对 3 种产品配赋相应的权重进行融合, 相比于 3 种土壤水分原始数据集, 融合产品不仅具有更丰富的数据量, 也会对数据精度有所改善。当遥感产品间的随机误差接近时, 等权重和优化权重的融合结果非常接近; 当遥感产品间的随机误差差异较大时, 基于不确定性的数据融合方法相比等权重方法可以明显的提高融合数据的精度。

关键词:微波遥感; 土壤水分产品; Triple-Collocation; 不确定性; 数据融合

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2019)06-1227-08

1 引言

土壤水分在众多地球科学研究领域有着重要的应用价值, 例如长时间序列的陆表水循环分析、气候变化响应研究、全球碳循环、短期天气预报和陆表粉尘排放等^[1]。被动微波遥感可以以较高的时间分辨率获取大范围的地表土壤水分信息, 特别是随着 Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS)^[2] 和 Soil Moisture Active Passive (SMAP)^[3] 等计划的启动, 进一步丰富了全球尺度的土壤水分长期遥感观测。然而, 在大多数可获取土壤水分数据的卫星任务中, 土壤水分并不是唯一的观测目标, 搭载的传感器存在多极化、多频率和多角度等不同的观测方式, 导致对土壤水分的敏感程度不同, 受到的干扰

因素也不尽相同。进而, 由这些微波遥感观测反演得到的不同土壤水分产品也存在各自的优缺点, 且尚未有任何一种产品的精度在全球尺度上令人满意^[4]。因此, 融合多源土壤水分产品的优势, 控制并降低数据的不确定性, 是目前提高土壤水分遥感数据质量的重要途径^[5]。例如欧空局 (European Space Agency, ESA) 发布的气候变化倡议框架下 (Climate Change Initiative, CCI) 土壤水分产品^[6], 就是基于 4 种被动 (SMMR、SSM/I、TMI 和 AMSR-E) 和 2 种主动 (SCAT 和 ASCAT) 微波遥感产品生成的全球尺度 30 a (1979~2008) 土壤水分产品, 但也有研究表明该融合数据在不同区域、不同下垫面时也体现出不同的精度^[7-8]。

收稿日期: 2019-01-15; 修订日期: 2019-11-20

基金项目: 江苏省自然科学基金项目 (BK20171165), 国家自然科学基金项目 (41971305、41601405)。

作者简介: 王树果 (1980—), 男, 甘肃兰州人, 博士, 讲师, 主要从事定量遥感研究。E-mail: swang@jsnu.edu.cn。

数据的不确定性是数据融合过程中需要考虑的关键因素,需要依据每个数据集的随机误差为其分配合理的权重。基于卡尔曼滤波的数据同化方法通常用于观测和模型模拟数据的融合,但是观测和模拟数据的误差依赖于主观假设,所以融合的结果可能不是最优的^[9]。理想状况下,数据的不确定性评价需要绝对“真值”作为参考,但是现实中没有任何一种数据集可以作为绝对精确的参考数据^[10]。尽管地面观测总是作为相对“真值”来验证遥感反演结果或产品,但也存在单点观测与像元的空间尺度不匹配和验证空间范围受限等问题,使得在这种情况下得到的产品不确定性也存有疑问^[11]。因此,如何更好地度量遥感土壤水分产品的不确定性以及在此基础上融合多源数据产品就成为了一个难点问题。

1998年,Stoffelend^[12]发展了可以回避求取“真值”的数据质量评价方法——Triple-Collocation (TC),该方法可以客观地估计3个并列数据集的随机误差,并适用于区域及全球尺度。TC方法已在海洋^[12-13]及水文气象^[14-15]研究领域有广泛应用。Scipal等^[16]首次在土壤水分遥感产品精度评价中引入了TC方法,并修正了数据系统性偏差对估计结果的影响,使其在土壤水分数据集的不确定性研究中陆续得以应用^[17-20]。McColl等^[21]扩展了TC方法,不仅将数据集的数量增加到4个,并且同时可以获取每个数据集和“真值”的相关性。Zwieback等^[22]和Gruber等^[23]将TC方法应用到任意个数据集的评价,同时考虑了误差间的相关性对误差估计的影响。除了对数据的进行分析和评价以外,TC方法的发展也为多源数据的融合提供了更为可靠的理论依据。Yilmaz等^[24]对TC方法在数据融合中的应用进行了初步探讨,通过TC方法估算的产品随机误差对土壤水分的模型产品和遥感产品进行了融合。

前述研究表明,利用TC方法进行多源土壤水分产品的不确定性分析,并在此基础上进一步对其加以融合的方法还需进一步的探索,且针对中国区域的研究尚不多见。因此,本文采用TC方法评价了3种土壤水分遥感产品,包括来源于Advanced Microwave Scanning Radiometer 2 (AMSR2)传感器的产品,以及SMOS和SMAP土壤水分产品,在获得不确定性定量评价结果的基础上,对3种遥感产品进行数据融合。

2 研究区与数据

2.1 研究区

选取了青藏高原那曲地区作为研究区,空间范围 $31^{\circ}00' \sim 32^{\circ}00' \text{N}$ 和 $91^{\circ}30' \sim 92^{\circ}30' \text{E}$,位于青藏高原中心地带(图1)。年均降水400~500 mm,5月底到6月中旬是降水频发的季节,9月后降水频率降低,10月开始发生土壤冻融循环,12月到次年2月土壤完全冻结,因此,研究区地表土壤水分有明显的季节性动态变化。研究区的主要下垫面类型为高寒草甸,占研究区面积的93.46%。图1所示为研究区概况图,为 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ 范围。在其中选择了一个 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 的验证区域(蓝色方框所示),该区域地面观测较为集中,作为进一步分析采用。

2.2 数据及预处理

本文对2015年5~9月AMSR2、SMAP和SMOS 3种土壤水分遥感产品进行不确定性分析及数据融合研究。

被动微波辐射计AMSR2搭载在Global Change Observation Mission for Water-1 (GCOM-W1)卫星上,于2012年5月发射。AMSR2包含6.9、7.3、10.7、18.7、23.8、36.5和89.0 GHz共7个频率的V和H极化,共有14个通道数据。本文所用AMSR2土壤水分数据由前向辐射传输模型Land Parameter Retrieval Model (LPRM)反演X波段(10 GHz)获得,空间分辨率 0.25° ,文中将每日升轨(13:30)和降轨(01:30)数据合成为逐日产品。

SMOS是世界上第一颗专用于提供全球土壤水分及海水盐分的卫星,由欧空局于2009年11月发射。该卫星搭载微波成像合成孔径辐射计MIRAS (Microwave Imaging Radiometer with Aperture Synthesis),工作于L波段(1.4 GHz),以多角度($0^{\circ} \sim 55^{\circ}$)在约35~50 km空间分辨率上对地表土壤水分进行探测。SMOS以前向微波辐射传输模型L-MEB (L-Band Microwave Emission of the Biosphere)为核心实现土壤水分反演。本文采用Barcelona Expert Centre (BEC, <http://cp34-bec.cmima.csic.es/>)的SMOS L3土壤水分产品,该产品对L2产品重新划分为 0.25° 的EASE-Grid结构,并将L3土壤水分产品的升轨(06:00)和降轨(18:00)数据合成为逐日产品。

SMAP于2015年1月31日发射,搭载了L波段(1.26 GHz)的合成孔径雷达和L波段(1.41 GHz)的微波辐射计,其目标为提供全球尺度的高时空分辨

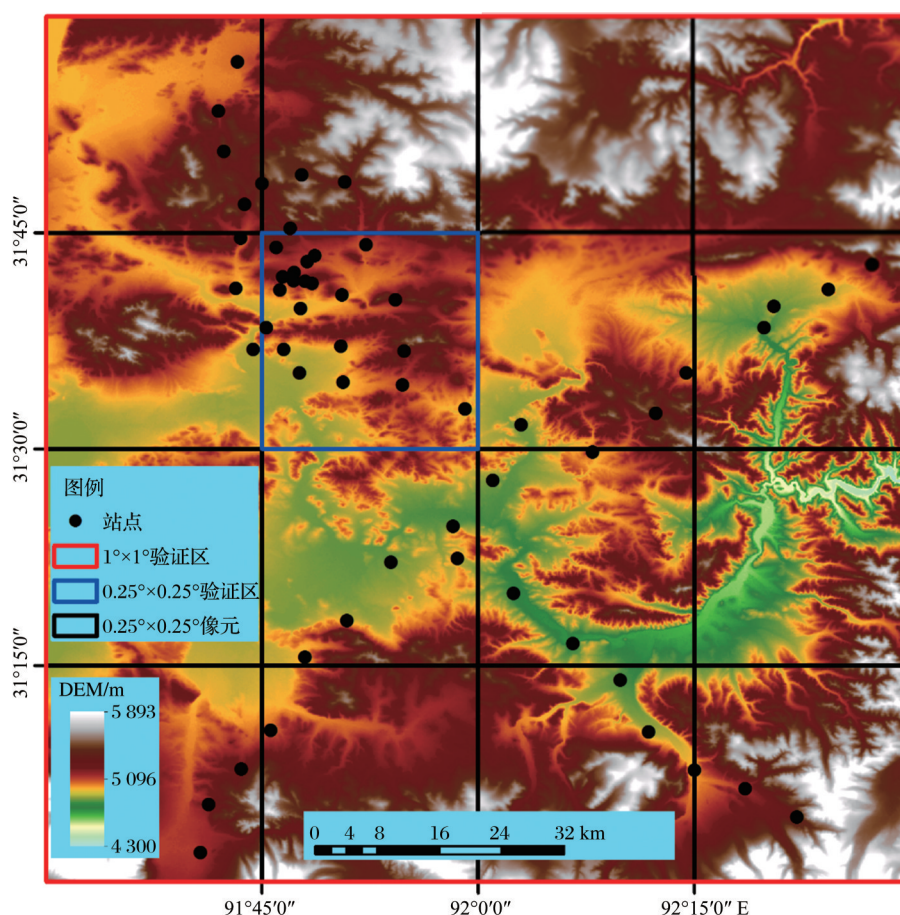

 图 1 研究区示意图^[25]

 Fig.1 Overview map of the study area^[25]

率的地表土壤水分和冻融循环产品。本文采用了 SMAP 36 km 的辐射计土壤水分产品,依据面积权重的方法,将其重采样为 25 km,以与 SMOS 和 AMSR2 产品保持一致,并将升轨和降轨数据合成为逐日产品。

此外,研究中还获取了研究区的地面土壤水分观测数据,由图 1 所示的多尺度的观测网络提供。该网络共包含 56 个土壤水分站点,服务于青藏高原土壤水分和冻融循环监测^[25]。本研究采用表层(0~5 cm)土壤水分观测,采用等权重平均的方法将多个地面观测上推为像元尺度,做为“真值”参考来验证各土壤水分及融合后的产品。该数据来源于国际土壤水分网络(International Soil Moisture Network, ISMN)(<https://ismn.geo.tuwien.ac.at/>)。

虽然 3 种卫星遥感土壤水分产品都是来源于微波遥感观测,但或观测频率不同,或反演算法不同,每种产品都具有各自的特点和不确定性。在此基础上,本研究将通过 TC 方法对它们的不确定性进行定量分析并进一步将 3 种产品进行融合,得到精

度更为可靠的土壤水分产品。

3 方 法

3.1 不确定性评价

Triple Collocation 方法能够对 3 个无偏数据集的随机误差进行评价,假设误差是不相关的,数据集中的每个观测数据能够表达为^[12]:

$$\theta_i^N = \theta^N + \varepsilon_i^N \quad (1)$$

其中: θ_i^N 和 ε_i^N 分别表示第*i*个数据集 θ_i 的第*N*个观测数据和其对应的随机误差,并且 $i \in \{1, 2, 3\}$ 。 θ^N 为数据集中第*N*个数据对应的真值。但数据集可能与真值之间存在不同程度的系统性偏差,假设观测与真值之间存在线性关系,那么可将公式(1)写为^[5]:

$$\theta_i^N = a_i \theta^N + b_i + \varepsilon_i^N \quad (2)$$

其中: a_i 和 b_i 是第*i*个数据集与真值间的回归系数。

Triple Collocation 方法是通过求取数据集间的协方差获取公式(2)中的误差项 ε_i :

$$\text{Cov}(\theta_i, \theta_j) = a_i a_j \sigma_\theta^2 + a_i \text{Cov}(\theta, \varepsilon_i) + a_j \text{Cov}(\theta, \varepsilon_j) + \text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) \quad (3)$$

其中: σ_θ^2 为真值数据集 θ 的方差。由于使用 Triple Collocation 方法需要满足如下假设条件: ① $E(\varepsilon_i) = 0$; ② $\text{Cov}(\theta, \varepsilon_i) = 0$; ③ $\text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = 0, i \neq j$, 因此, 可将公式(3)重写为:

$$C_{ij} = \text{Cov}(\theta_i, \theta_j) = \begin{cases} a_i a_j \sigma_\theta^2, i \neq j \\ a_i^2 \sigma_\theta^2 + \varepsilon_i^2, i = j \end{cases} \quad (4)$$

根据公式(4), 随机误差项 ε_i 的估计表达式为:

$$\varepsilon_i = \begin{cases} \sqrt{C_{11} - \frac{C_{12}C_{13}}{C_{23}}}, i=1 \\ \sqrt{C_{22} - \frac{C_{12}C_{23}}{C_{13}}}, i=2 \\ \sqrt{C_{33} - \frac{C_{13}C_{23}}{C_{12}}}, i=3 \end{cases} \quad (5)$$

3.2 数据融合

本文所采用的数据融合方法是依据数据集的不确定性对 3 个数据集进行线性组合:

$$\theta_{\text{new}} = w_1 \theta_1 + w_2 \theta_2 + w_3 \theta_3 \quad (6)$$

其中: θ_{new} 为融合后的数据集; w_i 为权重系数, 可由 Triple Collocation 估计的随机误差确定^[5]:

$$w = (\mathbf{I}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{I}^T \mathbf{C}^{-1} \quad (7)$$

其中: w 为权重系数向量 $[w_1, w_2, w_3]^T$; \mathbf{I} 为单位向量

$[1, 1, 1]^T$; \mathbf{C} 表示误差协方差矩阵, 由于不同数据集间随机误差是不相关的, 因此, \mathbf{C} 为对角矩阵:

$$\begin{bmatrix} \varepsilon_1^2 & 0 & 0 \\ 0 & \varepsilon_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & \varepsilon_3^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中: 矩阵的对角线为每个数据集的误差方差, 误差方差由公式(5)估计得到。

4 结果与讨论

4.1 不确定性分析与评价

采用 TC 方法(公式 4)对青藏高原那曲地区的三种土壤水分产品进行逐像元的不确定性评价。如图 2 所示, 在 $1.0^\circ \times 1.0^\circ$ 的验证区, 整体上 AMSR2_LPRM 产品的不确定性最高, SMAP 产品的不确定性最低。AMSR2_LPRM、SMAP 和 SMOS 3 种产品在空间范围内的平均不确定性分别为 0.052、0.035 和 0.043 cm^3/cm^3 ; 但从不确定性的空间分布来看, SMAP 像元间的不确定性差异最大, 其次是 AMS2_LPRM 产品。在 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 的验证区域内, 3 种产品的不确定性较为接近, 分别为 0.052、0.049 和 0.047 cm^3/cm^3 , 理论上该区域的融合结果会与算数平均的结果较为接近, 但当融合区域内部的误差分布存在较大差异时, 传统的算数平均融合结果的可信度将难以确定。

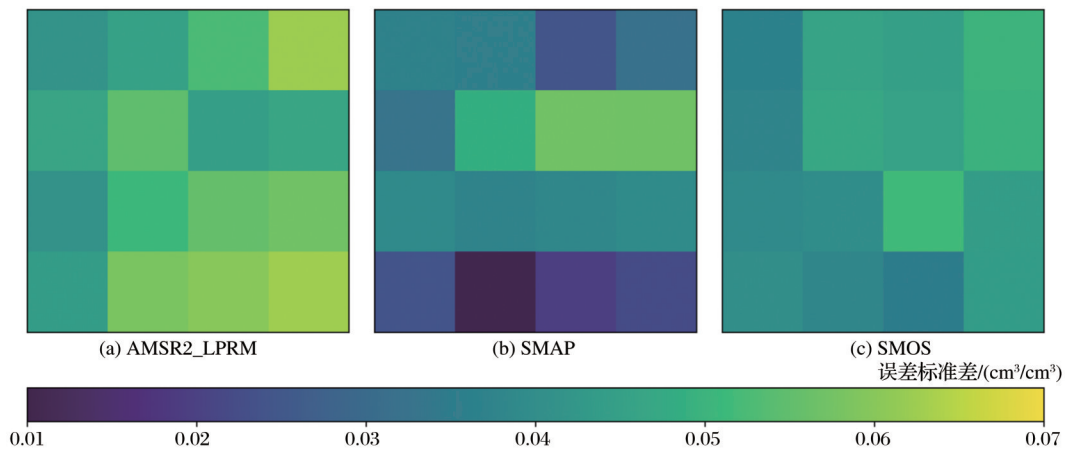


图 2 3 种土壤水分遥感产品的不确定性比较

Fig.2 Comparison of uncertainties among three soil moisture remote sensing products

4.2 优化权重值的确定

权重的确定是数据融合的关键步骤, 由 TC 方法估计随机误差后, 再依据公式(7)可为每种土壤水分产品估计的优化权重值。整体而言, SMAP 产品的不确定性最低, 对数据融合结果的贡献最大。

但和图 2 比较, 权重值与不确定性并无明显的定量关系, 而是通过比较 3 种产品的不确定性, 不确定性低的产品将被赋予更高的权重, 这说明融合数据的每个像元都保留了精度最高产品的数据特征, 有效地控制了融合数据的不确定性。

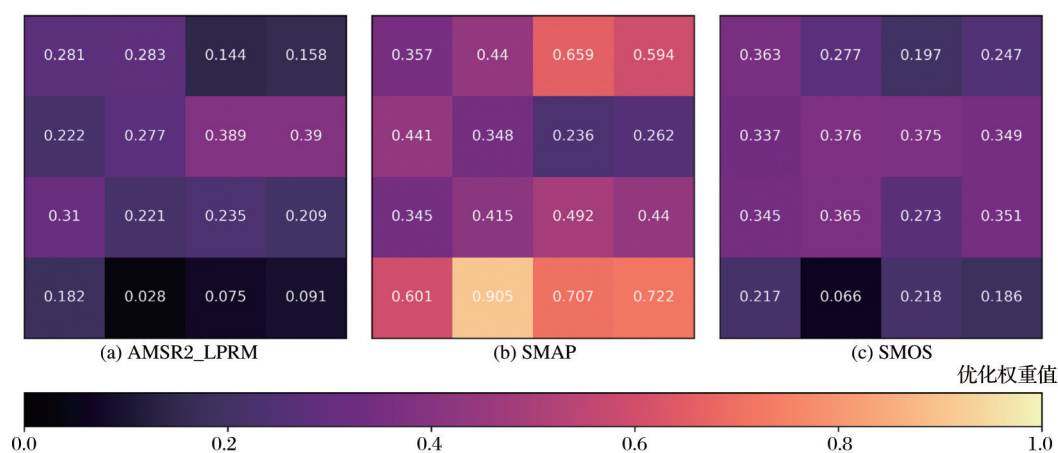


图 3 3种土壤水分遥感产品的权重系数分配

Fig.3 Weighting coefficients assigned to three soil moisture remote sensing products

4.3 数据融合验证

基于TC方法估计的产品不确定性,采用公式(6)对3种土壤水分遥感产品分别在 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 和 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ 两个验证区进行数据融合及验证。图4和图5分别展示了基于等权重和优化权重数据融合结

果以及3种土壤水分遥感产品相对于参考值的差异。如表1所示, RMSE和相关系数为与地面观测比较所得。在 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 的验证区域,等权重和优化权重的融合结果非常接近,主要是由于3种产品在该区域的不确定性较为接近;但在 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ 的验

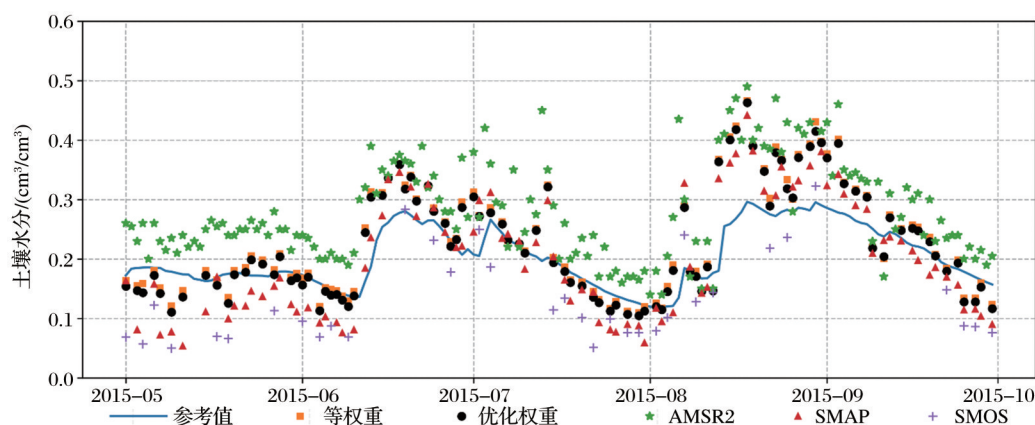


图 4 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 尺度的融合结果比较

Fig.4 Comparison of fusion result with three soil moisture products at $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ scale

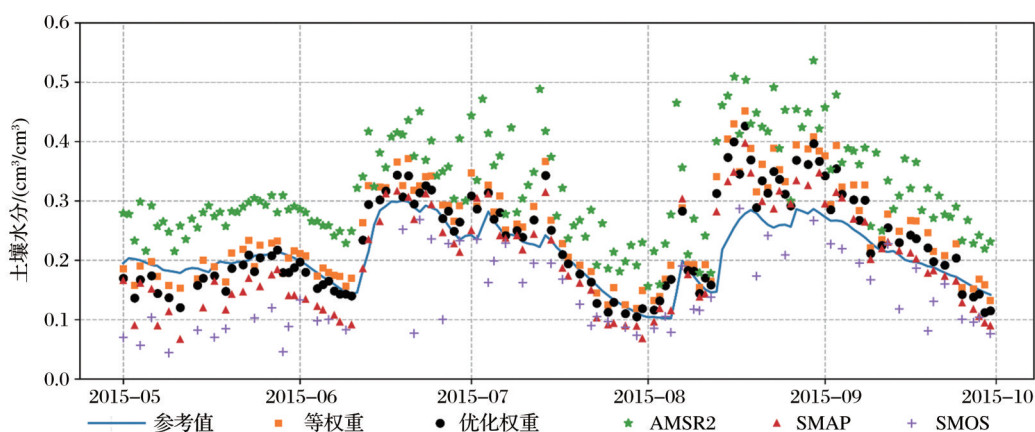


图 5 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ 尺度的融合结果比较

Fig.5 Comparison of fusion result with three soil moisture products $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ scale

表 1 数据融合结果验证

Table 1 Validation of data fusion results

优化权重融合	等权重融合	AMSR2_LPRM	SMAP	SMOS
RMSE(cm^3/cm^3)				
0.25°	0.057	0.059	0.096	0.058
1.00°	0.049	0.062	0.123	0.048
相关系数				
0.25°	0.884	0.881	0.773	0.890
1.00°	0.868	0.854	0.774	0.864

证区域,由于3种产品的不确定性差异较大,基于不确定性的数据融合方法相比于等权重方法在RMSE方面显示了明显的优势,误差减少了21.0%。从精度的统计结果可以看出,基于不确定性的优化权重融合结果的精度总是与精度最高的SMAP产品较为一致,但有效的数据量相比于SMAP产品增加了10.0%。

5 结 论

本文采用Triple-Collocation方法,对AMSR2、SMAP和SMOS 3种土壤水分遥感产品进行不确定性分析及数据融合研究。不确定性分析表明,AMSR2_LPRM、SMAP和SMOS三种产品在 $1.0^\circ \times 1.0^\circ$ 空间范围内的平均不确定性分别为0.052、0.035和 $0.043 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$;空间分布上,SMAP像元间的不确定性差异最大,其次是AMSR2_LPRM产品。在 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 的验证区域内,3种产品的不确定性较为接近,分别为0.052、0.049和 $0.047 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 。

在不确定性分析的基础上,对3种产品按照估计的相应权重进行线性融合。通过与研究区的地面观测对比,结果表明在 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 的验证区域,等权重和优化权重的融合结果非常接近,主要是由于3种产品在该区域的不确定性较为接近;但在 $1.0^\circ \times 1.0^\circ$ 的验证区域,由于3种产品的不确定性差异较大,基于不确定性的数据融合方法相比于等权重方法显示出明显的优势,误差减少了21%。从精度统计结果可以看出,基于不确定性的优化权重融合结果的精度与精度最高的SMAP产品较为一致,但有效的数据量相比于SMAP产品增加了10%。

数据融合通常可以表达为多种数据的线性组合,关键在于确定每个数据集的权重系数,通过不确定性进行权重系数的确定是一种优化数据融合方法,而等权重方法只是多种数据集的不确定性相同时的特例,但该情况在现实中比较少见。通过本

研究表明,基于不确定性分析的数据融合结果不仅可以继承高精度数据的优势,还可以增加有效数据量,而Triple-Collocation方法能够客观地估计每种数据集的不确定性,为数据融合提供了理论依据。

近年来,利用Triple-Collocation方法进行遥感产品的分析和验证的工作越来越受到关注,除了土壤水分^[26-28],也包括其他遥感产品,例如针对反照率产品验证的探讨^[29]。考虑到TC方法在运用时对数据样本量的要求,大部分的工作都集中于较大尺度和较长时间序列之上展开,但也有针对较小尺度的地面观测的相关研究,例如宇宙射线土壤水分观测^[28]。此外,除了传统的遥感反演以外,还可以在TC方法分析的基础上,结合数据同化来估算地表土壤水分^[30];以及借助TC方法在遥感土壤水分产品的基础上生产其他水循环变量全球产品^[31]。因此可以看出,Triple-Collocation方法在应用于遥感产品的估算和验证中仍具有较多潜力,该方法本身在面对不同具体应用时也需要进一步发展,例如本研究中,TC方法仅能提供数据在时间序列上的不确定性,如果能够发展每个时刻或更短时序的不确定性的估计方法,将会进一步改善数据融合的精度。

参考文献 (References):

- [1] Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, *et al.* Investigating Soil Moisture-climate Interactions in A Changing Climate: A Review[J]. *Earth-Science Reviews*, 2010, 99(3-4): 125-161.
- [2] Barré H M, Duesmann B, Kerr Y H. SMOS: The Mission and the System[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(3):587-593.
- [3] Entekhabi D, Njoku E G, O'Neill P E, *et al.* The Soil Moisture Active Passive (SMAP) Mission[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(5):704-716.
- [4] Albergel C, de Rosnay P, Gruhier C, *et al.* Evaluation of Remotely Sensed and Modelled Soil Moisture Products Using Global Ground-based in Situ Observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 118:215-226.
- [5] Gruber A, Dorigo W A, Crow W, *et al.* Triple Collocation-based Merging of Satellite Soil Moisture Retrievals[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2017, 55(12):6780-6792.
- [6] Liu Y Y, Dorigo W A, Parinussa R M, *et al.* Trend-preserving Blending of Passive and Active Microwave Soil Moisture Retrievals[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123: 280-297.
- [7] Dorigo W A, Gruber A, De Jeu R A M, *et al.* Evaluation of the ESA CCI Soil Moisture Product Using Ground-based Observations[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 162:

- 380-395.
- [8] An R, Zhang L, Wang Z, *et al.* Validation of the ESA CCI Soil Moisture Product in China[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 48: 28-36.
 - [9] Reichle R H, Crow W T, Keppenne C L. An Adaptive Ensemble Kalman Filter for Soil Moisture Data Assimilation[J]. Water Resources Research, 2008,44(3):W03424. doi: 10.1029/2007WR006357.
 - [10] Zhang Renhua, Tian Jing, Li Zhaoliang, *et al.* Principles and Methods for the Validation of Quantitative Remote Sensing Products[J]. Science China Series Earth Science, 2010, 40(2): 211-222.[张仁华, 田静, 李召良, 等. 定量遥感产品真实性检验的基础与方法[J], 中国科学: 地球科学, 2010, 40(2): 211-222.]
 - [11] Wu Xiaodan, Xiao Qing, Wen Jianguang, *et al.* Advances in Uncertainty Analysis for the Validation of Remote Sensing Products: Take Leaf Area Index for Example[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(5):1011-1023.[吴小丹, 肖青, 闻建光, 等. 遥感数据产品真实性检验不确定性分析研究进展[J]. 遥感学报, 2014, 18(5):1011-1023.]
 - [12] Stoffelen A. Toward the True Near-surface Wind Speed: Error Modeling and Calibration Using Triple Collocation [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans (1978-2012), 1998, 103:7755-7766.
 - [13] O'Carroll A G, Eyre J R, and Saunders R W. Three-way Error Analysis Between AATSR, AMSR-E, and In-situ Sea Surface Temperature Observations[J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 2008, 25:1197-1207.
 - [14] Vogelzang J, Stoffelen A, Verhoef A, *et al.* On the Quality of High-resolution Scatterometer Winds[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 2011, 116(C10). doi: 10.1029/2010JC006640.
 - [15] Roebeling R, Wolters E, Meirink J, *et al.* Triple Collocation of Summer Precipitation Retrievals from SEVIRI over Europe with Gridded Rain Gauge and Weather Radar Data[J]. Journal of Hydrometeorology, 2012, 13(5):1552-1566.
 - [16] Scipal K, Holmes T, De Jeu R, *et al.* A Possible Solution for the Problem of Estimating the Error Structure of Global Soil Moisture Data Sets[J]. Geophysical Research Letters, 2008, 35(24):101-106. doi:10.1029/2008GL035599.
 - [17] Dorigo W, Scipal K, Parinussa R, *et al.* Error Characterisation of Global Active and Passive Microwave Soil Moisture Datasets [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2010, 14:2605-2616.
 - [18] Loew A and Schlenz F. A Dynamic Approach for Evaluating Coarse Scale Satellite Soil Moisture Products[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2011,15:75-90.
 - [19] Scipal K, Dorigo W, de Jeu R. Triple Collocation—A New Tool to Determine the Error Structure of Global Soil Moisture Products [C] //2010 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, July 25-30, 2010, Honolulu, Hawaii, USA, doi: 10.1109/IGARSS.2010.5652128.
 - [20] Tugrul Yilmaz M, Crow W. Evaluation of Assumptions in Soil Moisture Triple Collocation Analysis[J]. Journal of Hydrometeorology, 2014, 15(3):1293-1302.
 - [21] McColl K A, Vogelzang J, Konings A G, *et al.* Extended Triple Collocation: Estimating Errors and Correlation Coefficients with Respect to an Unknown Target[J]. Geophysical Research Letters, 2014, 41(17):6229-6236.
 - [22] Zwieback S, Scipal K, Dorigo W, *et al.* Structural and Statistical Properties of the Collocation Technique for Error Characterization[J]. Nonlinear Processes in Geophysics, 2012, 19:69-80.
 - [23] Gruber A, Su C H, Crow W T, *et al.* Estimating Error Cross-correlations in Soil Moisture Data Sets Using Extended Collocation Analysis[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2016, 121(3):1208-1219.
 - [24] Tugrul Yilmaz M, Crow W, Anderson M, *et al.* An Objective Methodology for Merging Satellite and Model-based Soil Moisture Products[J]. Water Resources Research, 2012, 48(11):W11502. doi:10.1029/2011WR011682.
 - [25] Yang K, Qin J, Zhao L, *et al.* A Multi-scale Soil Moisture and Freeze-thaw Monitoring Network on the Third Pole[J]. Bulletin of the American Meteorological Society, 2013, 94: 1907-1916.
 - [26] Chen F, Crow W T, Cosh M H *et al.* Uncertainty of Reference Pixel Soil Moisture Averages Sampled at SMAP Core Validation Sites[J]. Journal of Hydrometeorology, 2019, 20(8):1553-1569.
 - [27] Tavakol A, Rahmani V, Quiring S M *et al.* Evaluation Analysis of NASA SMAP L3 and L4 and SPORT-LIS Soil Moisture Data in the United States[J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 229:234-246.
 - [28] Duygu, M B, Akyurek Z. Using Cosmic-Ray Neutron Probes in Validating Satellite Soil Moisture Products and Land Surface Models[J]. Water, 2019, 11(7): doi: 10.3390/w11071362.
 - [29] Wu X D, Xiao Q, Wen J G, *et al.* Direct Comparison and Triple Collocation: Which is More Reliable in the Validation of Coarse-scale Satellite Surface Albedo Products[J]. Journal of Geophysical Research-Atmospheres, 2019, 124(10): 5198-5213.
 - [30] Jung H C, Getirana A, Arsenault K R, *et al.* Improving Surface Soil Moisture Estimates in West Africa Through GRACE Data Assimilation [J]. Journal of Hydrology, 2019, 575: 192-201.
 - [31] Brocca L, Filippucci P, Hahn S, *et al.* SM2RAIN-ASCAT (2007-2018): Global Daily Satellite Rainfall Data from ASCAT Soil Moisture Observations[J]. Earth System Science Data, 2019, 11(4):1583-1601.

Uncertainty Analysis and Data Fusion of Microwave Remote Sensing Soil Moisture Products based on Triple-Collocation Method

Wang Shuguo, Liu Wei, Liang Liang

(School of Geography, Geomatics and Planning, Jiangsu Normal University, Xuzhou 221116, China)

Abstract: Microwave remote sensing can provide large scale soil moisture information, and even further derive soil moisture products at global scale. Due to impacts of observation configuration and retrieval method etc., different soil moisture products feature different accuracies and reliabilities. Based on Triple-Collocation method, this study analyzes the uncertainties among AMSR2, SMAP and SMOS soil moisture products at two spatial scales in Naqu study area, i.e., $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ and $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$, and further performs data fusion based on analyzed random errors to obtain more reliable soil moisture product. The uncertainty analysis indicates that the three products have distinct random error distribution in spatial. In this case, the traditional arithmetic mean method may not be appropriate. Hence, data fusion is performed by proposed optimizing weighting method based on the analyzed uncertainties. In comparison with the three original soil moisture products, the fusion result shows a more effective data size and improved accuracy. When different original products present similar errors, the fusion products of equal weighting and optimized weighting methods show the similar performance. Oppositely, the uncertainties analysis based fusion method is superior to equal weighting method in terms of effective data size and accuracy.

Key words: Microwave remote sensing; Soil moisture product; Triple-Collocation; Uncertainty; Data fusion