

基于偏差校正和三重组合分析的主、被动微波土壤湿度数据融合

江 渊, 王 文, 边增淦

(河海大学 水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 江苏 南京 210098)

摘 要: 为了提高微波遥感土壤湿度产品在中国地区的精度, 将多种主、被动微波土壤湿度产品进行融合。选取中国陆面数据同化系统 (CLDAS) 表层土壤湿度数据为参考进行偏差校正, 通过对模型数据和主、被动微波遥感土壤湿度数据 (ASCAT - A/B, AMSR2, SMOS 微波土壤湿度产品) 进行皮尔逊相关性分析和三重组合 (triple collocation, TC) 分析, 计算主、被动微波土壤湿度数据的误差, 在此基础上计算权重并采用加权平均方法实现微波遥感土壤湿度数据的融合。融合后的土壤湿度数据与 ESA - CCI 土壤湿度融合产品的平均相关系数为 0.62, 前者比后者平均偏小 $0.023 \text{ m}^3/\text{m}^3$; 与 ERA - Interim 土壤湿度再分析数据相比具有良好的相关性; 与实测土壤湿度数据相比, 融合数据的精度优于 ESA - CCI 融合产品和 CLDAS 表层土壤湿度产品, 具有更高的相关系数, 较低的平均偏差和均方根误差。

关键词: 土壤湿度; 微波遥感; 数据融合; 三重组合分析; 偏差校正

中图分类号: S152.7

文献标识码: A

文章编号: 1672-643X(2020)02-0243-10

Data fusion of active and passive microwave soil moisture based on deviation correction and triple collocation analysis

JIANG Yuan, WANG Wen, BIAN Zenggan

(State Key Laboratory of Hydrology-Water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of microwave remote sensing soil moisture products in China, the data detected by active and passive microwave soil moisture products were fused. Soil moisture data from the China Land Data Assimilation System (CLDAS) was selected as reference to calibrate the deviation. The triple collocation analysis and Pearson correlation analysis were used to calculate the error of microwave remote sensing soil moisture data (ASCAT - A/B, AMSR2, SMOS soil moisture data). And then, weight was calculated according to the error, and the weighted average method was used to fuse the active and passive microwave remote sensing soil moisture data. Compared with ESA - CCI SM, the correlation coefficient is 0.62 and the mean bias error is $-0.023 \text{ m}^3/\text{m}^3$. Compared with the ERA - Interim soil moisture reanalysis data, the fused data have high correlations. Compared with the in-situ soil moisture data, the fused data is superior in accuracy with higher correlation coefficient, lower mean bias error and root mean square error to that of ESA - CCI fused soil moisture products and CLDAS surface soil moisture products in China.

Key words: soil moisture; microwave remote sensing; data fusion; triple collocation analysis; deviation correction

1 研究背景

土壤湿度是地球生态系统中非常重要的组成部分,与地表 - 大气的热量交换过程有着非常密切的

关系,对陆地表面水分蒸散和循环有很强的调节作用,是许多水文模型、气候模型中重要的输入参数^[1]。随着遥感技术的发展,微波遥感现已被广泛用于获取大尺度的地表土壤湿度信息。主动微波遥

收稿日期:2019-07-13; 修回日期:2019-09-27

基金项目:国家重点研发计划课题(2017YFC0405801-02);国家自然科学基金项目(41961134003)

作者简介:江 渊(1992-),男,山西太原人,硕士,研究方向为水文遥感。

通讯作者:王 文(1967-),男,江苏南京人,博士,教授,博士生导师,主要从事水文遥感与水文过程模拟研究。

感的重访周期短且不受云雨影响,但受地表粗糙度和植被覆盖的影响严重^[2];被动微波遥感对近地表土壤湿度的敏感度较高,受到大气和云层的影响小,但受地表温度变化的影响严重,时间分辨率高,空间分辨率低^[3]。目前已经有一系列的主、被动微波卫星传感器应用于全球土壤湿度的监测。例如:气象业务卫星计划 MetOp 系列卫星搭载的 ASCAT 传感器(2006 -)^[4],地球观测系统 Aqua 卫星搭载的 AMSR - E 传感器(2002 - 2011)^[5],地球水文变化观测计划 GCOM - W1 卫星搭载的 AMSR2 传感器(2012 -)^[6],欧洲空间局土壤湿度和海洋盐度卫星 SMOS (2009 -)^[7],美国宇航局土壤湿度主动被动卫星 SMAP 等^[8]。主、被动微波遥感在不同的植被密度区域反演土壤湿度各有优劣。已有研究表明:被动微波土壤湿度产品在裸土或稀疏植被覆盖下具有较高的反演精度,随着植被密度的增加,土壤湿度的精度会降低^[9];主动微波土壤湿度产品在中等植被覆盖下,尤其在植被变化有明显季节性的地区反演精度较高^[10];在高植被密度下,由于植被冠层使得雷达后向散射或地表微波散射大幅衰减,主、被动微波土壤湿度产品在高植被密度下的精度较低^[11]。除了遥感卫星观测外,土壤湿度还可以用陆面模型来模拟。陆面模型通过同化大量的地面实测数据,模拟出的地表土壤湿度在绝对数值上较为合理,但陆面模式模拟土壤湿度数据受模型参数化方案、同化方法、土壤参数、大气强迫、地面观测数据等不确定因素的影响^[12],在缺少观测资料的地区不能很好地模拟出土壤湿度的动态变化。微波遥感的优势则是对土壤水分的变化较为敏感,但微波遥感会受到地表粗糙度和植被覆盖等因素的影响,存在不稳定性^[1]。因此以模型模拟土壤湿度数据为基准,对遥感土壤湿度数据进行偏差校正,再将多源遥感数据进行融合,能够得到精度更高、时空连续的遥感土壤湿度融合数据。许多学者已经进行了相关研究:Reichle 等^[13]以全球陆面数据同化系统(GLDAS)模拟土壤湿度数据为基准,利用累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)匹配方法对 SMMR 卫星土壤湿度数据进行偏差校正,然后将校正后的卫星土壤湿度数据与陆面同化数据进行融合。2009 年 Liu 等^[14]以 AMSR - E 为基准,将 AMSR - E 和 TMI、SMMR、SSM 数据做 CDF 匹配,将匹配后的数据融合得到长时间序列的被动微波土壤湿度融合数据。2011 年 Liu^[15]以 GLDAS 土壤湿度数据为基准,对 AMSR - E 和 ASCAT 进行 CDF 匹配,并根据

AMSR - E 反演的植被光学厚度(VOD),在全球不同的植被覆盖度区域对主、被动微波土壤湿度数据赋予不同的融合权重,并进行加权平均。

三重组合(triple collocation)分析(下文简称为 TC 分析)可以用来估计大尺度卫星遥感土壤湿度观测的随机误差方差和信噪比,已成为评价土壤湿度产品的重要方法^[16]。Scipal 等^[17]通过 TC 分析估算 ASCAT、AMSR - E 土壤湿度数据、ERA - Interim 土壤湿度再分析数据各自的误差方差,证实 TC 分析结果能够客观反映 ASCAT 和 AMSR - E 数据的误差特征。Leroux 等^[18]采用 TC 分析对 SMOS、AMSR - E 和 ASCAT 土壤湿度数据误差进行估计。吴凯等^[19]利用 ASCAT、AMSR - E 土壤湿度数据以及 ERA - Interim 土壤湿度再分析数据,通过 TC 分析得到了 3 种土壤湿度数据的误差方差和信噪比,并结合 MODIS 土地覆盖类型数据进行分析,发现 TC 分析能够在草原、农田和裸地得到较为客观的土壤湿度误差方差。Gruber 等^[20]基于 TC 分析计算 ASCAT 和 AMSR2 数据的误差方差,通过误差方差计算融合权重,并提出基于相关显著性水平检验将像元分类的融合方案,该方法也作为欧洲空间局气候变化倡议(climate change initiative, CCI)项目中土壤湿度数据集 ESA - CCI SM3. x 版本融合算法的基础。

目前能够在线发布的土壤湿度数据产品均来自 ASCAT、AMSR2、SMOS、SMAP、FY3B/C 等遥感卫星(或传感器)。从现有对这些数据产品的评估结果来看,ASCAT 产品质量最好, FY3B 次之, SMOS 产品质量较差^[21-22]。由于不同遥感观测数据之间存在系统性误差,在数据融合前要先进行偏差校正。常用的偏差校正基准为 GLDAS 表层土壤湿度(例如 ESA - CCI 融合产品和 NOAA/NESDIS 发布的 SMOPS 融合产品^[23])。然而中国陆面同化系统(CLDAS)在模拟中国区域土壤湿度方面比 GLDAS 具有更高的精度, CLDAS 与实测数据相比,具有较高的相关系数,偏差在 $-0.04 \sim 0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,在青藏高原地区也具有更高的精度^[24]。因此本文以 CLDAS 表层土壤湿度产品为基准,对主、被动微波土壤湿度产品进行偏差校正,同时为了便于与 ESA - CCI 融合产品进行对比,选用与 ESA - CCI 融合产品近年来一致的数据源,即主动微波土壤湿度产品(ASCAT - A/B)、被动微波土壤湿度产品(AMSR2, SMOS)采用以 TC 分析为核心的误差分析方法计算主、被动微波土壤湿度数据的权重,进而采用加权平均的方法实现多源微波土壤湿度数据融合,在

一定程度上提高了中国陆地区域微波遥感土壤湿度产品的精确度。

2 数据来源与研究方法

2.1 数据来源

本文中使用的数据有微波遥感土壤湿度产品(ASCAT-A/B, AMSR2, SMOS)、校正基准数据,即CLDAS表层土壤湿度数据、验证数据,即土壤墒情站实测土壤体积含水量数据。另外采用ESA-CCI土壤湿度融合产品和ERA-Interim土壤湿度再分析资料进行精度对比分析。时间范围为2017年3月-2018年12月,空间范围为中国陆地区域。

(1)微波遥感土壤湿度产品。ASCAT-A/B L2主动微波土壤湿度产品由欧洲气象卫星应用组织(EUMETSAT)(<http://hsaf.meteoam.it/>)发布,该产品采用TU Wien water retrieval package (TU WARP)^[25]算法反演土壤表层(0~2cm)的土壤湿度饱和度(数值范围0~100%),空间分辨率为25km;AMSR2 L3被动微波土壤湿度产品是由日本宇宙航空研究开发机构(JAXA)发布^[26](<https://gportal.jaxa.jp/>),该产品以地表参数反演模型(land parameter retrieval model, LPRM)为反演算法得到地表土壤体积含水量,空间分辨率25 km;SMOS土壤湿度数据产品包括L2和L3产品。SMOS L2产品采用L-band microwave emission of the biosphere (L-MEB)模型反演得到0~5 cm土壤体积含水量,空间分辨率为35~50 km^[27]。L3产品是在L2产品的基础上通过加权平均和最优插值得到,其空间分辨率为25 km。本文采用的是SMOS L3产品,由西班牙巴塞罗那专家中心(BEC)发布(<http://bec.icm.csic.es/>)。

(2)参考数据与验证数据。CLDAS近实时逐日土壤体积含水量分析产品v2.0,由国家气象信息中心发布(<http://data.cma.cn>),包含5层土壤体积含水量数据,空间分辨率为 $0.0625^{\circ} \times 0.0625^{\circ}$ 。该数据主要应用Noah-MP等3种陆面模式,利用大气驱动数据和初始场信息驱动陆面模式得到土壤体积含水量^[28]。本文中使用土壤表层(0~5 cm)土壤体积含水量数据。为了与遥感数据匹配,将其每 4×4 网格求平均得到 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 数据;ESA-CCI土壤湿度融合产品(<http://cci.esa.int/>),以GLDAS v2.1陆面模式土壤湿度为基准对两种主动微波土壤湿度产品(ERS和ASCAT)以及5种被动微波遥感土壤湿度产品(SMMR、SSM/I、TMI、WINDSAT及AMSR-E/AMSR2)进行偏差校正,通过融合算法得

到1978-2018年6月、空间分辨率为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$ 的逐日土壤湿度融合产品^[29];ERA-Interim是欧洲中期天气预报中心(ECMWF)第三代土壤湿度再分析资料(<https://apps.ecmwf.int/>)。它采用了四维变分分析(4D-Var)实现了再分析资料质量的提升^[30]。ERA-Interim土壤湿度再分析资料经过许多研究者检验,在不同季节均可以稳定地重现观测数据变化的空间分布特征^[31]。本文中使用了表层0~7cm ERA-Interim土壤湿度再分析数据。

(3)地面实测数据。实测土壤湿度数据来源于云南、河南、浙江、拉萨土壤墒情数据库以及黑河计划数据管理中心。本文使用了36个测站的5~10 cm处土壤湿度。河南、云南、浙江的站点采样时间均为2017-2018年,拉萨采样时间均为2017-2018年4月,黑河流域采样时间为2017年。土壤体积含水量正常值范围为0~50%,将小于0或大于50%的观测值按无效值处理。由于主、被动微波遥感反演的土壤湿度数据为表层土壤湿度,但关于表层的具体深度并没有严格的定义,通常认为微波遥感土壤湿度有效范围为地表0~5 cm^[29],而本文所选的CLDAS数据为地表0~5 cm土壤湿度,ERA-Interim数据为地表0~7 cm土壤湿度,实测数据均选择地表5~10 cm处的土壤体积含水量。由于观测深度的不一致,在偏差校正和验证评估时会带来一定误差,但地表0~10 cm土壤湿度间通常存在密切的关系,垂直变化差异较小^[32],因此本文忽略了由于数据观测深度的不一致所带来的误差。

2.2 研究方法

本文融合多种遥感土壤湿度产品的总体过程是:在基于CLDAS表层土壤湿度数据对多种微波土壤湿度数据进行偏差校正的基础上,对遥感数据与模型数据进行皮尔逊相关分析和TC分析来获取遥感数据的权重,然后对多种遥感土壤湿度产品进行加权平均。所有数据统一采用WGS84地理坐标系,空间分辨率为 $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$,流程如图1所示。

2.2.1 偏差校正 由于主动微波数据表示土壤湿度的饱和度百分比(数值范围0~100%),被动微波以及模型数据表示土壤体积含水量百分比(数值范围通常为0~50%)。除了数据范围不同,遥感数据也存在着一定的系统性偏差,因此在数据融合前必须将多种来源的遥感数据调整到统一的数值范围,并进行偏差校正。累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)匹配方法是一种分段线性匹配技术,可以校正不同数据之间的系统性偏差,已经

被广泛地应用于遥感数据融合领域^[33]。本文中经过重采样为 $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ 的 CLDAS 表层(0 ~ 5

cm) 土壤湿度为基准, 将 ASCAT - A、ASCAT - B、AMSR2、SMOS 进行逐网格 CDF 匹配。

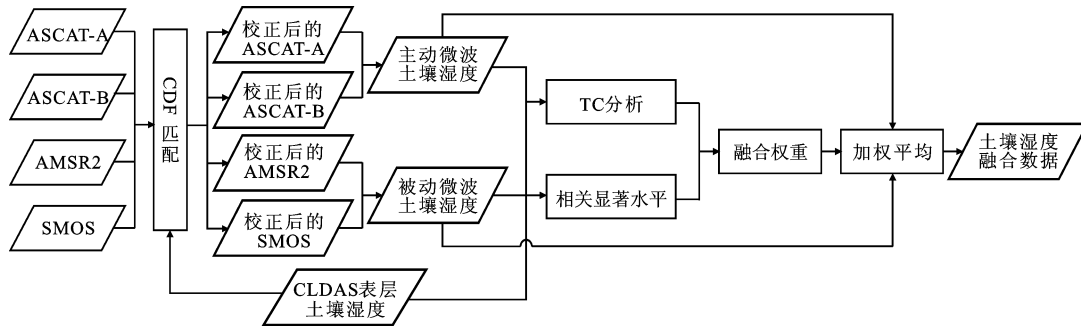


图1 多源微波遥感土壤湿度数据融合流程

2.2.2 三重组分析 三重组 (triple collocation, TC) 分析是估计数据随机误差方差的方法, 需要 3 个误差相互独立的数据。本文将使用主动微波数据 (即 ASCAT - A 与 ASCAT - B 的算术平均值, 下文中用下标 A 表示), 被动微波数据 (即 AMSR2、SMOS 的算术平均值, 下文中用下标 P 表示), 以及模型模拟数据 (即 CLDAS 表层土壤湿度数据, 下文中用下标 M 表示) 组成 TC 分析的 3 组数据。TC 分析中误差模型表示为^[34]:

$$i = \alpha_i + \beta_i \Theta + \varepsilon_i \quad (1)$$

式中: i 为土壤湿度的观测值; Θ 为土壤湿度真值; α_i 和 β_i 为观测数据 i 关于真值 Θ 的系统误差; ε_i 为数据 i 均值为 0 的随机误差。

误差模型有以下 4 个基本假设^[35-36]: (1) 观测值与真值之间为线性关系; (2) 观测数据的误差具有稳定性; (3) 3 个数据的随机误差相互独立 (不同数据的随机误差之间的协方差为零); (4) 同种数据的随机误差与真值相互独立 (随机误差与真值之间的协方差为零)。在 TC 分析中, 3 个数据的随机误差方差表示为^[36]:

$$\begin{cases} \sigma_{\varepsilon_A}^2 = \sigma_A^2 - \frac{\sigma_{AP}\sigma_{AM}}{\sigma_{PM}} \\ \sigma_{\varepsilon_P}^2 = \sigma_P^2 - \frac{\sigma_{PA}\sigma_{PM}}{\sigma_{AM}} \\ \sigma_{\varepsilon_M}^2 = \sigma_M^2 - \frac{\sigma_{AA}\sigma_{MP}}{\sigma_{AP}} \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\sigma_{\varepsilon_i}^2$ 为数据的随机误差方差; σ_i^2 为数据的方差; σ_{**} 为数据间的协方差。

为了减少偏差校正对随机误差方差估算的影响, Draper 等^[37] 提出了均方误差比 f_{MSE} (fractional mean square error), 即观测数据的随机误差方差 $\sigma_{\varepsilon_i}^2$

与观测数据的方差 σ_i^2 之比, 采用相对误差方差表达土壤湿度的误差强度, 也是对土壤湿度信噪比 SNR_i ($SNR_i = \beta_i^2 \sigma_\Theta^2 / \sigma_{\varepsilon_i}^2$) 的归一化表示 f_{MSE} 越接近于 1 表示观测数据的信噪比越小, 噪声越大, 数据质量越差; f_{MSE} 越接近于 0 表示观测数据的信噪比越大, 噪声越小, 数据质量越好。

$$f_{MSE_i} = \frac{\sigma_{\varepsilon_i}^2}{\sigma_i^2} = \frac{\sigma_{\varepsilon_i}^2}{\beta_i^2 \sigma_\Theta^2 + \sigma_{\varepsilon_i}^2} = \frac{1}{1 + SNR_i} \quad (3)$$

主、被动微波数据的权重则采用其均方误差比计算得到, 计算公式如下:

$$\begin{cases} \omega_A = \frac{f_{MSE_P}}{f_{MSE_A} + f_{MSE_P}} \\ \omega_P = \frac{f_{MSE_A}}{f_{MSE_A} + f_{MSE_P}} \end{cases} \quad (4)$$

2.2.3 基于相关显著性的融合方案 主、被动微波土壤湿度产品在植被密度不同的地区精确度差异较大, 将主、被动微波土壤湿度产品精确度相近的地区进行加权平均, 可以增加这些地区的观测次数, 减少随机误差; 精确度差异较大地区单独使用主动或被动微波数据, 可以结合主、被动微波土壤湿度产品优势。根据 Gruber 等^[20] 提出的方法, 选用模型数据为参考, 对主动微波数据和被动微波数据进行逐网格皮尔逊相关分析, 判断遥感数据与模型数据以及遥感数据之间是否显著相关 (p 值是否小于 0.05), 是则标记为 1, 否则标记为 0。根据 3 种数据之间的相关情况, 将研究区域划分为 5 种融合方案: (1) 加权平均; (2) 算术平均; (3) 只使用主动微波数据; (4) 只使用被动微波数据; (5) 忽略像元。具体分类标准如表 1 所示。

表 1 基于相关显著性的融合方案

方案编号	A - M	P - M	A - P	融合方案
1	1	1	1	加权平均
2	0	0	1	算术平均
	1	1	0	
3	1	0	0	只使用主动微波
	1	0	1	
4	0	1	0	只使用被动微波
	0	1	1	
5	0	0	0	忽略像元

注:A 为主动微波数据;P 为被动微波数据;M 为模型模拟数据。

在主动微波数据、被动微波数据、模型模拟数据之间均显著相关的地区,主、被微波数据都具有较高的精度,TC 分析估算的误差方差具有可靠性,此类地区优先使用加权平均方法进行融合,权重由公式(4)计算得到。主、被动微波数据均与模型数据之间显著相关,但主、被动微波数据之间不显著相关的地区,则采用算术平均;主、被动微波数据与模型数据之间均不显著相关,但是主、被动微波数据之间显著相关,这种情况也采用算术平均作为融合方法,权重均为 0.5。在主动微波数据与模型数据显著相关,但被动微波数据与模型数据之间不显著相关的地区,则只使用主动微波数据,主、被动微波数据的权重分别为 1 和 0。被动微波数据与模型数据显著相关,但主动微波数据与模型数据之间不显著相关的地区,则只使用被动微波数据,主、被动微波数据的权重分别为 0 和 1。3 种数据之间均不显著相关的地区,说明主、被动微波数据土壤湿度都存在较大误差,这些像元将被忽略,权重都为 0。

2.2.4 评估指标 本文中对遥感数据的精度分析采用的评估指标包括相关系数 (r)、平均偏差 (MBE)、均方根误差 ($RMSE$)。各指标的具体计算公

式如下:

$$r = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sqrt{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \cdot \sqrt{n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2}} \quad (5)$$

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i) \quad (6)$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

式中: x_i 和 y_i 分别为不同的土壤湿度数据; n 为统计样本数。

3 结果分析与讨论

3.1 土壤湿度融合结果

对主、被动微波数据进行加权平均得到 2017 年 3 月 -2018 年 12 月的逐日融合土壤湿度数据。对融合后的逐日数据取平均值得到逐月土壤湿度融合数据并计算中国 7 大气候分区的面平均值,绘制不同气候区逐月变化过程线。从图 2 可以看出,7 大分区的土壤湿度大致可分为 4 个梯队。湿润区和热带区土壤湿度最大,全年土壤湿度在 $0.3 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 左右浮动;东北区和半湿润区土壤湿度数值相近,在 $0.12 \sim 0.28 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 变化且随季节变化最为明显;半干旱区和青藏区位于第 3 梯队,均在 $0.1 \sim 0.2 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 波动,土壤湿度也呈现季节变化特征;干旱区的土壤湿度最小,全年均在 $0.11 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 以下且随季节变化幅度很小。

经过融合的遥感土壤湿度数据能够合理的体现出中国陆地土壤湿度的空间分布特征和随季节变化的气候特征,下文将通过多种数据进一步定量分析融合数据的精度。

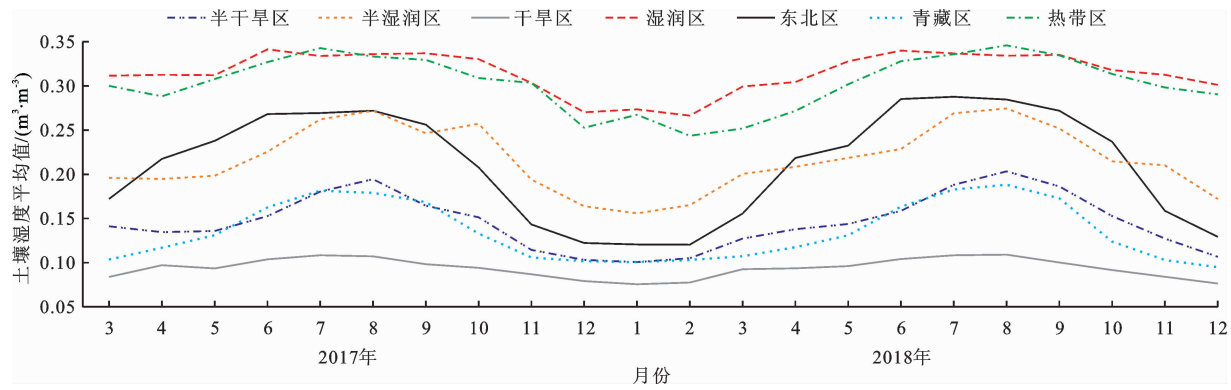


图 2 2017 -2018 年融合土壤湿度数据不同气候区逐月平均值变化过程线

3.2 融合土壤湿度数据与多种土壤湿度产品的对比分析

3.2.1 融合土壤湿度数据与 CLDAS 数据对比分析

以 CLDAS 数据作为基准进行偏差校正和 TC 分析,为了对比基准数据和融合土壤湿度数据的差异性,将融合数据与 CLDAS 数据进行对比分析。首先将融合土壤湿度、CLDAS 土壤湿度逐日数据求面平均值并绘制逐日变化过程线,见图 3。由图 3(a)可

以看出,融合数据和 CLDAS 数据的总体变化趋势基本一致,均表现出明显的季节特征,但逐日间的波动有所差别。图 3(b)展示了两之间良好的相关关系,决定系数 $R^2 = 0.94$ 。为进一步验证融合数据与 CLDAS 数据的差异,计算融合数据与 CLDAS 数据之间逐网格的相关系数(r)、平均偏差(MBE)和均方根误差($RMSE$)并绘制像元统计直方图,如图 4 所示。



图 3 2017—2018 年融合土壤湿度和 CLDAS 土壤湿度全国面平均值逐日变化过程线和相关性散点图

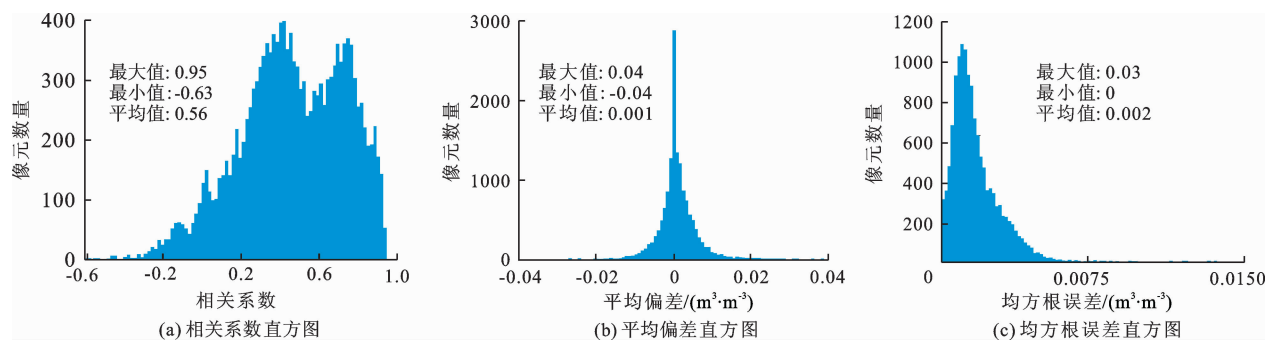


图 4 融合土壤湿度数据与 CLDAS 的相关系数、平均偏差、均方根误差像元统计直方图

从图 4(a)可以看出,大部分地区的相关系数集中在 0.3 和 0.7 附近,最大相关系数为 0.95,最小为 -0.63,平均相关系数 0.56;图 4(b)表示融合数据与 CLDAS 数据的平均偏差,由于偏差校正时以 CLDAS 数据为基准,融合数据与 CLDAS 数据的平均偏差较小,大部分像元的平均偏差在 0 附近,平均值仅为 $0.001 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。偏差校正消除了遥感土壤湿度产品的系统性误差,再通过加权平均得到的多源遥感融合土壤湿度数据与 CLDAS 土壤湿度数据的全国平均值随季节变化趋势基本一致,但在日尺度上的小范围波动特征不同。为了进一步验证融合数据的精度,下文将融合数据与其他土壤湿度产品进行对比分析。

3.2.2 融合土壤湿度数据与 ESA-CCI 融合数据对比分析 本文所用的遥感数据与 ESA-CCI 融合数据在研究时间内所用数据是一致的,因此将融合土壤湿度数据与 ESA-CCI 融合数据(数据重叠期

2017 年 3 月—2018 年 6 月)进行评估分析,计算融合数据与 ESA-CCI 融合数据之间的相关系数(r)、平均偏差(MBE)、均方根误差($RMSE$)并绘制像元统计直方图,如图 5 所示。从图 5(a)可以看出,相关系数主要分布在 0.75 左右,最大值为 0.98,最小值为 -0.97,全国平均值为 0.62。由此可以认为融合土壤湿度与 ESA-CCI 融合数据在全国大部分地区有良好的相关性;由图 5(b)可以看出,平均偏差主要集中在 $-0.1 \sim 0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,最大值为 $0.14 \text{ m}^3/\text{m}^3$,最小为 $-0.36 \text{ m}^3/\text{m}^3$,全国平均偏差为 $-0.023 \text{ m}^3/\text{m}^3$,说明融合数据总体略小于 ESA-CCI 融合数据。融合数据与 ESA-CCI 融合数据的均方根误差基本接近于 0,平均值仅为 $0.004 \text{ m}^3/\text{m}^3$,说明融合土壤湿度数据与 ESA-CCI 融合数据之间变化差异较小。

3.2.3 融合土壤湿度数据与 ERA-Interim 再分析土壤湿度对比分析 为了检验融合数据的精确度,

选用不同与 CLDAS 的模型同化土壤湿度数据进行验证。计算融合数据与 ERA - Interim 数据之间的逐网格相关系数 (r)、平均偏差 (MBE)、均方根误差 ($RMSE$) 并绘制像元统计直方图,如图 6 所示。由图 6(a)可以看出,正相关像元数量大于负相关像元数量,相关系数最大为 0.92,最小为 -0.71,平均相关系数为 0.42;图 6(b)表明大部分地区平均偏差值在 $-0.2 \sim 0.1 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,最大偏差为 $0.31 \text{ m}^3/\text{m}^3$,最小偏差为 $-0.40 \text{ m}^3/\text{m}^3$,全国平均偏差为 $-0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$,说明从全国平均来看融合数据比 ERA - Interim 数据偏小。图 6(c)显示融合数据与 ERA - Interim 数据均方根误差,最大均方根误差为

$0.07 \text{ m}^3/\text{m}^3$,平均值为 $0.012 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。

3.3 不同产品与实测数据的对比分析

为了进一步验证融合土壤湿度数据的精确度,将融合数据、ESA - CCI 融合数据、CLDAS 数据与 36 个站点的实测土壤湿度进行对比分析,表 2 为每个站点的实测数据与站点所在位置网格的不同产品在相同观测时间内的相关系数 (r),平均偏差 (MBE) 和均方根误差 ($RMSE$),并将表中的数据绘制为箱线图,如图 7 所示。在图 7 的箱线图中,柱状体表示数据的上、下四分位数范围,柱状体中的横线表示中位数, $\times$ 表示平均数,两端横线表示数据的上、下限,横线以外的圆点为离群点。

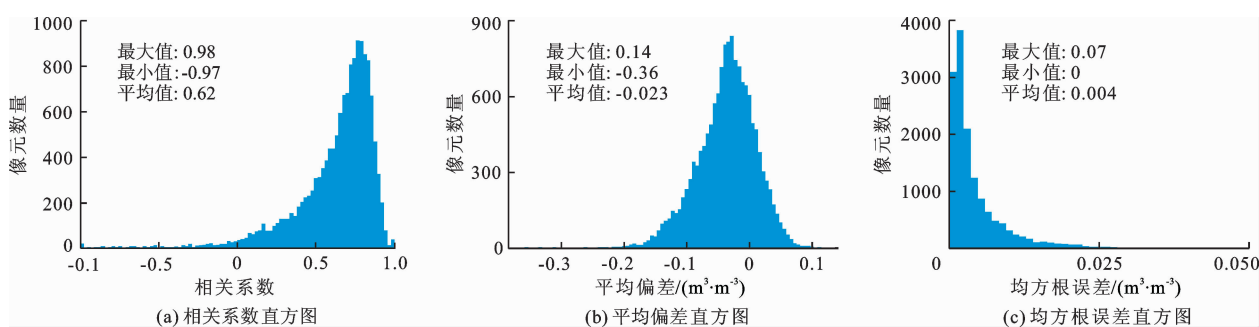


图 5 融合土壤湿度数据与 ESA - CCI SM 融合数据的相关系数、平均偏差、均方根误差像元统计直方图

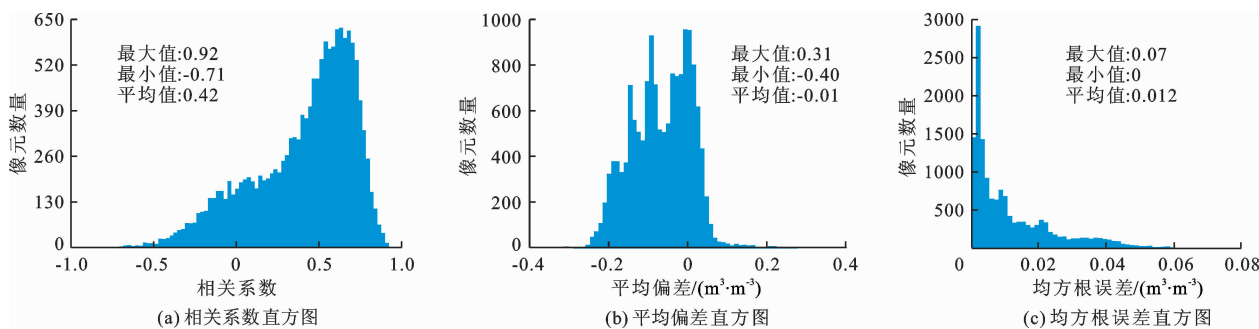


图 6 融合土壤湿度数据与 ERA - Interim 再分析土壤湿度相关系数、平均偏差、均方根误差像元统计直方图

由图 7(a)可以看出,融合数据、CLDAS 数据与站点实测土壤湿度都表现出较好的相关关系。除了一个离群点以外,融合数据与实测数据的相关系数为 $0.30 \sim 0.88$,平均相关系数大于 0.5,相关系数总体上高于 ESA - CCI 融合数据和 CLDAS 数据。由图 7(b)可以看出,3 种数据与实测数据相比,大部分站点均表现出正偏差,其中融合数据的平均偏差更接近 0,数据较为集中,没有出现异常值,上、下四分位数约在 $-0.01 \sim 0.06 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,CLDAS 数据和 ESA - CCI 融合数据的平均偏差较大,出现了异常值。从图 7(c)为不同产品与实测数据的均方根误差来看,除了少量异常点外,均方根误差均在 $0 \sim 0.03 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,满足目前全球气候观测系统

(GCOS)对遥感观测土壤体积含水量与站点实测值的均方根误差小于 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 的精度要求^[29]。融合数据的均方根误差平均值和中位数都更接近于 0,且异常值较少,说明融合数据与实测数据的离散程度较小,稳定性更好。综上所述,通过与实测土壤湿度对比可以发现,融合数据比 ESA - CCI 融合数据和 CLDAS 数据具有更高的相关系数,较小的平均偏差和均方根误差,总体上精度高于 ESA - CCI 融合数据和 CLDAS 数据。

3.4 讨论

由于主动微波数据与模型数据土壤湿度代表的物理含义不同,即使具有同样的物理含义的数据(如被动微波数据与模型数据)也可能具有不同的

数值范围,因此在融合不同产品之前必须进行校正,使不同遥感产品具有相同的物理含义与数值范围。目前最常用的校正方法是选取一个数据基准进行 CDF 匹配,本文也采用了这种方法。多源微波遥感数据逐日面平均值在偏差校正前后的 CDF 图如图 8 所示。

表 2 融合数据、ESA-CCI 融合数据、CLDAS 数据与实测土壤湿度对比分析

站名	所属 区域	相关系数			平均偏差/($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)			均方根误差/($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$)		
		融合数据	ESA-CCI	CLDAS	融合数据	ESA-CCI	CLDAS	融合数据	ESA-CCI	CLDAS
沾益	云南	0.82	0.88	0.75	0.05	0.10	0.05	0.003	0.003	0.004
西桥	云南	0.73	0.68	0.69	0.04	0.10	0.04	0.003	0.003	0.003
江边街	云南	0.69	0.69	0.70	0.06	0.13	0.06	0.005	0.005	0.005
蛮耗	云南	0.48	0.53	0.30	0.04	0.04	0.07	0.003	0.003	0.007
阿姑	云南	0.84	0.75	0.81	0.03	0.08	0.03	0.002	0.002	0.003
淇门	河南	0.31	0.59	0.45	0.03	0.01	0.03	0.004	0.004	0.004
邸阁	河南	0.88	0.91	0.45	-0.01	0.01	0.23	0.001	0.001	0.053
涧河	河南	0.43	0.46	0.43	0.05	0.08	0.03	0.005	0.008	0.004
寺河	河南	0.47	0.32	0.46	0.01	0.07	0.01	0.002	0.008	0.002
社旗	河南	0.48	0.59	0.36	-0.01	-0.03	-0.01	0.002	0.002	0.003
元村集	河南	0.56	0.28	0.54	0.02	0.03	0.02	0.002	0.002	0.002
后二庄	河南	0.59	0.24	0.48	0.04	0.06	0.03	0.003	0.005	0.002
施屯	河南	0.59	0.60	0.49	-0.01	0.02	-0.01	0.001	0.001	0.002
东张	河南	0.55	0.41	0.38	-0.07	-0.07	-0.03	0.006	0.006	0.002
朱沙沃	河南	0.65	0.52	0.53	-0.03	-0.02	-0.04	0.002	0.001	0.002
嗤阳	河南	-0.27	-0.13	0.28	0.04	0.08	0.04	0.007	0.010	0.005
田洼	河南	0.81	0.70	0.36	0.05	0.04	0.04	0.003	0.002	0.004
郭庄	河南	0.52	0.66	0.67	0.08	0.12	0.09	0.009	0.014	0.009
汲县	河南	0.54	0.24	0.71	0.04	0.08	0.05	0.003	0.007	0.003
大车集	河南	0.51	0.55	0.26	0.05	0.08	0.05	0.004	0.009	0.004
石山口	河南	0.36	0.47	0.41	0.11	0.15	0.11	0.014	0.022	0.014
长台关	河南	0.53	0.49	0.39	0.13	0.17	0.14	0.018	0.031	0.021
白潭	河南	0.69	0.74	0.51	0.07	0.05	0.07	0.006	0.003	0.007
严庄	河南	0.64	0.75	0.58	0.04	0.04	0.04	0.003	0.002	0.003
孟庄	河南	0.78	0.79	0.60	0.05	0.06	0.04	0.003	0.004	0.004
荒漠站	内蒙古	0.49	0.14	0.57	0.12	0.14	0.04	0.015	0.019	0.002
混合林	内蒙古	0.32	-0.24	0.40	0.10	0.10	0.03	0.011	0.011	0.003
黑河站	甘肃	0.36	0.20	0.35	0.04	0.06	0.04	0.003	0.006	0.002
花寨子	甘肃	0.59	0.24	0.52	-0.01	0.01	0.12	0.001	0.001	0.015
埡口	甘肃	0.76	0.26	0.82	-0.05	-0.12	-0.11	0.012	0.026	0.031
景阳岭	甘肃	0.74	0.30	0.76	-0.10	-0.20	-0.09	0.031	0.006	0.028
大沙龙站	甘肃	0.67	0.40	0.47	-0.14	-0.18	-0.13	0.038	0.034	0.037
花桥村	浙江	0.52	0.28	0.61	-0.02	0.02	-0.02	0.014	0.011	0.008
竹园村	浙江	0.29	0.58	0.68	0.06	0.03	0.05	0.011	0.006	0.008
梅家坞	浙江	0.40	0.52	0.61	0.12	0.20	0.11	0.019	0.041	0.014
王埠乡	浙江	0.24	0.22	0.32	0.01	0.04	0.12	0.002	0.003	0.015

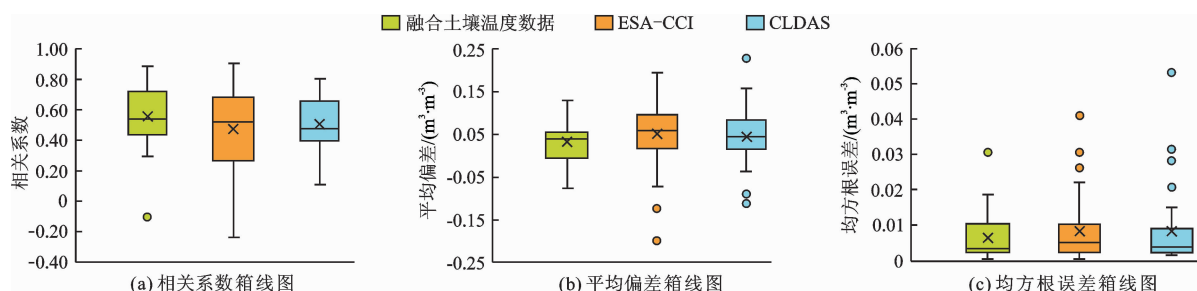


图7 融合数据、ESA-CCI 融合数据、CLDAS 数据与实测数据相关系数、平均偏差、均方根误差箱线图

由图8可看出,对于被动微波数据来说,未校正前 AMSR2 和 SMOS 数据整体偏小,尤其 AMSR2 数据范围分布在 $0 \sim 0.15 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 之间,大幅低于中国区域土壤湿度的实际值。偏差校正消除了遥感数据的整体性偏差,使微波遥感土壤湿度数据与 CLDAS 数据在时间序列上具有相同的数值范围和相似的累计概率分布。但 CDF 匹配可能对误差分析结果产生影响,CDF 匹配是在时间序列上逐网格地对数据进行分段线性拉升,匹配过程会将模型数据的分布特征加入到遥感数据中^[15],因此可能对 TC 分析结果造成影响。

TC 分析中假设 3 个数据集的误差互不相关。由于主、被动微波土壤湿度反演模型的反演机理存在很大差异,因此主动微波数据 (ASCAT) 与被动微波数据 (AMSR2、SMOS) 之间的误差互不相关。对于模型数据而言,主要误差来自于模型物理机制和驱动数据的误差,因此原始主、被动微波数据和 CLDAS 数据三者之间误差互不相关,满足 TC 方法的假设条件。但是 CDF 匹配会改变原始数据的误差特征,使不同数据之间的误差可能存在相关关系。在这种情况下,TC 分析只考虑数据自身的误差方差对分析结果造成的影响。

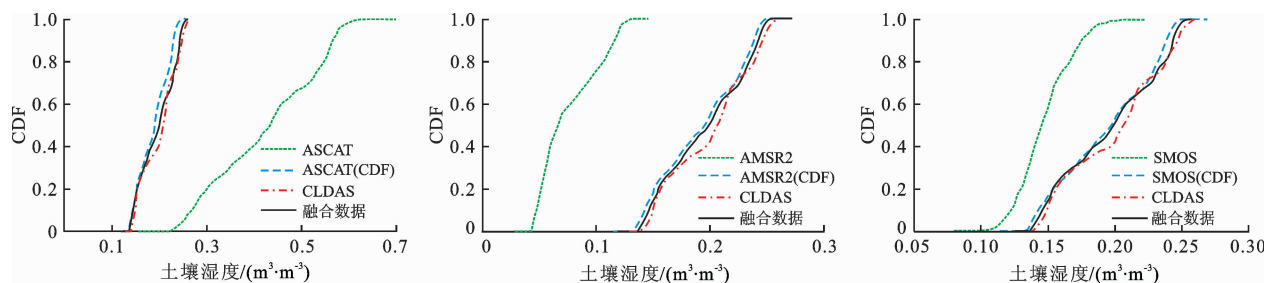


图8 多种土壤湿度产品的累积分布函数(CDF)图

4 结 论

通过对多源微波遥感土壤湿度数据进行偏差校正、TC 误差分析、加权平均可以增加同一像元内的观测频次,减少观测误差。土壤湿度数据融合结合了主、被动微波产品在不同植被覆盖度下的优势,将融合数据与 CLDAS 数据、ESA-CCI 融合数据、ERA-Interim 数据、实测土壤湿度进行对比,可以发现虽然多源遥感数据以 CLDAS 数据为基准进行了偏差校正,使融合数据与 CLDAS 数据偏差很小,但逐日的土壤湿度波动存在差异。融合数据比 ESA-CCI 融合数据和 ERA-Interim 数据略有偏小,与实测数据的相关系数更大,平均偏差和均方根误差更小。本文虽参考 ESA-CCI 的融合方法,但由于所用的偏差校正基准不同,使得融合土壤湿度数据在

中国地区的精确度上优于 ESA-CCI 融合数据,因此本文的研究可以认为是对 ESA-CCI 融合数据在中国区域的改进。

参考文献:

- [1] PETROPOULOS G P, IRELAND G, BARRETT B. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: Current status, products & future trends[J]. *Physics and Chemistry of the Earth*, 2015, 83-84: 36-56.
- [2] DE JEU R A M, HOLMES T R H, PARINUSSA R M, et al. A spatially coherent global soil moisture product with improved temporal resolution [J]. *Journal of Hydrology*, 2014, 516: 284-296.
- [3] PAN M, SAHOO A K, WOOD E F. Improving soil moisture retrievals from a physically-based radiative transfer model[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 140(1): 130-140.

- [4] BARTALIS Z, WAGNER W, NAEIMI V, et al. Initial soil moisture retrievals from the METOP - A advanced scatterometer (ASCAT) [J]. *Geophysical Research Letters*, 2007, 34(20): 122.
- [5] DU J, KIMBALL J S, JONES L A, et al. A global satellite environmental data record derived from AMSR - E and AMSR2 microwave earth observations [J]. *Earth System Science Data*, 2017, 9(2): 1 - 30.
- [6] BINDLISH R, JACKSON T, COSH M, et al. AMSR2 soil moisture product validation [C] // IEEE International Geoscience & Remote Sensing Symposium, 2017.
- [7] BARRE H M J, DUESMANN B, KERR Y H. SMOS: The mission and the system [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2008, 46(3): 587 - 593.
- [8] 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.
- [9] GRUHIER C, ROSNAY D P, HASENAUER S, et al. Soil moisture active and passive microwave products: Intercomparison and evaluation over a Sahelian site [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2009, 14(1): 141 - 156.
- [10] WAGNER W, NAEIMI V, SCIPAL K, et al. Soil moisture from operational meteorological satellites [J]. *Hydrogeology Journal*, 2007, 15(1): 121 - 131.
- [11] LIU Yi, 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.
- [12] 李得勤. 土壤湿度的模拟和估算研究 [D]. 兰州: 兰州大学, 2010.
- [13] REICHLER H R. Bias reduction in short records of satellite soil moisture [J]. *Geophysical Research Letters*, 2004, 31(19): 187 - 206.
- [14] LIU Yi, DIJK A I J M V, JEU R A M D, et al. An analysis of spatiotemporal variations of soil and vegetation moisture from a 29-year satellite-derived data set over mainland Australia [J]. *Water Resources Research*, 2009, 45(7): 4542 - 4548.
- [15] LIU Yi, PARINUSSA R M, DORIGO W A, et al. Developing an improved soil moisture dataset by blending passive and active microwave satellite-based retrievals [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2010, 15(2): 425 - 436.
- [16] CHEN Fan, CROW W T, BINDLISH R, et al. Global-scale evaluation of SMAP, SMOS and ASCAT soil moisture products using triple collocation [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 214: 1 - 13.
- [17] SCIPAL K, HOLMES T R H, JEU R D, 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.
- [18] LEROUX D J, KERR Y H, RICHAUME P, et al. Estimating SMOS error structure using triple collocation [C] // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2011: 24 - 27.
- [19] 吴凯, 舒红, 聂磊, 等. 基于 Triple Collocation 方法的土壤湿度误差分析 [J]. *国土资源遥感*, 2018, 30(3): 68 - 75.
- [20] 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.
- [21] SUN Jingjing, WANG Wen, HUANG Dui, et al. Evaluation of several remote sensing soil moisture products across China [C] // IGARSS 2018 - 2018 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, IEEE, 2018: 5541 - 5544.
- [22] 庄媛, 师春香, 沈润平, 等. 中国区域多种微波遥感土壤湿度产品质量评估 [J]. *气象科学*, 2015, 35(3): 289 - 296.
- [23] LIU Jicheng, ZHAN Xiwu, HAIN C, et al. NOAA soil moisture operational product system (SMOPS) and its validations [C] // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS). IEEE, 2016: 3477 - 3480.
- [24] 韩帅, 师春香, 姜立鹏, 等. CLDAS 土壤湿度模拟结果及评估 [J]. *应用气象学报*, 2017, 28(3): 369 - 378.
- [25] FIGA - SALDAÑA J, WILSON J J W, ATTEMA E, et al. The advanced scatterometer (ASCAT) on the meteorological operational (MetOp) platform: A follow on for European wind scatterometers [J]. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2002, 28(3): 404 - 412.
- [26] IMAOKA K, MAEDA T, KACHI M, et al. Status of AMSR2 instrument on GCOM - W1 [J]. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2012: 15.
- [27] PANCIERA R, WALKER J P, KALMA J D, et al. Evaluation of the SMOS L - MEB passive microwave soil moisture retrieval algorithm [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(2): 435 - 444.
- [28] 师春香, 姜立鹏, 朱智, 等. 基于 CLDAS2.0 驱动数据的中国区域土壤湿度模拟与评估 [J]. *江苏农业科学*, 2018, 46(4): 231 - 236.
- [29] DORIGO W, WAGNER W, ALBERGEL C, et al. ESA CCI soil moisture for improved earth system understanding: State-of-the art and future directions [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 203: S1554425621.
- [30] DEE D P, UPPALA S M, SIMMONS A J, et al. The ERA - Interim reanalysis: configuration and performance of the data assimilation system [J]. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 2011, 137(656): 553 - 597.

- [15] 贺亮亮, 张淑兰, 李振华, 等. 泾河干流上游森林覆盖率水文影响的年份和月份差异[J]. 中国水土保持科学, 2018, 16(1):56-64.
- [16] 吴文玉, 孔芹芹, 王晓东, 等. 安徽省近 40 年参考作物蒸散量的敏感性分析[J]. 生态环境学报, 2013, 22(7):1160-1166.
- [17] 曹雯, 段春锋, 姚筠, 等. 1961-2010 年安徽省参考作物蒸散时空变化特征及成因[J]. 应用生态学报, 2014, 25(12):3619-3626.
- [18] 张静, 任志远. 基于 MOD16 的汉江流域地表蒸散发时空特征[J]. 地理科学, 2017, 37(2):274-282.
- [19] LIU Xiaomang, ZHANG Dan. Trend analysis of reference evapotranspiration in Northwest China: The roles of changing wind speed and surface air temperature [J]. Hydrological Processes, 2013, 27(26):3941-3948.
- [20] 祝聪, 彭文甫, 张丽芳, 等. 2006-2016 年岷江上游植被覆盖度时空变化及驱动力[J]. 生态学报, 2019, 39(5):1583-1594.
- [21] 刘珍, 文彦君, 张翀. 2003-2014 年关中地区季节植被覆盖度时空变化分析[J]. 地理空间信息, 2018, 16(5):67-71+74+9.
- [22] 张学玲, 张莹, 牛德奎, 等. 基于 TM NDVI 的武功山山地草甸植被覆盖度时空变化研究[J]. 生态学报, 2018, 38(7):2414-2424.
- [23] WANG Ying, LIU Yuanbo, JIN Jiaxin. Contrast effects of vegetation cover change on evapotranspiration during a revegetation period in the Poyang Lake Basin, China [J]. Forests, 2018, 9(4):217.
- [24] 刘欣婷. 植被覆盖时空变化及其驱动因子研究[D]. 徐州:中国矿业大学, 2016.
- [25] 贺添, 邵全琴. 基于 MOD16 产品的我国 2001-2010 年蒸散发时空格局变化分析[J]. 地球信息科学学报, 2014, 16(6):979-988.
- [26] 王芳, 汪左, 张运, 等. 基于 MOD16 的安徽省地表蒸散量时空变化特征[J]. 长江流域资源与环境, 2018, 27(3):523-534.
- [27] 邓凯, 黄长江, 袁慧慧, 等. 基于 MODIS 的 2007-2017 安徽省植被指数时空变化特征研究[J]. 黑龙江工程学院学报, 2018, 32(6):24-27.
- [28] 张宇欣, 杨存建, 谭琪铃, 等. 1988-2009 年安县山区植被覆盖度变化动态分析[J]. 安徽农业大学学报, 2016, 43(3):494-498.

(上接第 252 页)

- [31] 朱智, 师春香, 张涛, 等. 四套再分析土壤湿度资料在中国区域的适用性分析[J]. 高原气象, 2018, 37(1):240-252.
- [32] ALBERGEL C, RÜDIGER C, PELLARIN T, et al. From near-surface to root-zone soil moisture using an exponential filter: an assessment of the method based on in-situ observations and model simulations[J]. Hydrology & Earth System Sciences Discussions, 2008, 5(3):1323-1337.
- [33] DORIGO W, LIU Yi, PARINUSSA R, et al. Merging multi-mission microwave soil moisture observations to obtain long-term time series in support of climate change studies[J]. EGU General Assembly, 2010, 12:12221.
- [34] STOFFELEN A. Toward the true near-surface wind speed: Error modeling and calibration using triple collocation[J]. Journal of Geophysical Research, 1998, 103(C4):7755-7766.
- [35] DORIGO W A, SCIPAL K, PARINUSSA R M, et al. Error characterisation of global active and passive microwave soil moisture datasets[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2010, 14(12):2605-2616.
- [36] GRUBER A, SU C H, ZWIEBACK S, et al. Recent advances in (soil moisture) triple collocation analysis[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2016, 45:200-211.
- [37] DRAPER C, REICHLER R, DE JEU R, et al. Estimating root mean square errors in remotely sensed soil moisture over continental scale domains[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 137(251):288-298.
- [38] 郭德亮, 樊军, 米美霞. 黑河中游绿洲区不同土地利用类型表层土壤水分空间变异的尺度效应[J]. 应用生态学报, 2013, 24(5):1199-1208.
- [39] LIU Suxia, MO Xingguo, LI Haibin, et al. Spatial variation of soil moisture in China: Geostatistical characterization[J]. Journal of The Meteorological Society of Japan, 2001, 79(1B):555-574.