耦合MOD16和SMAP的微波土壤湿度降尺度研究

孙灏1,周柏池1,李欢2,阮琳1

1. 中国矿业大学(北京)地球科学与测绘工程学院,北京 100083;
 2. 宁夏回族自治区遥感测绘勘测院(宁夏回族自治区遥感中心),银川 750021

摘 要:局域尺度上的水文或农业应用亟需较高空间分辨率的土壤湿度(SM)数据,微波土壤湿度空间降尺度 是实现这一需求的重要途径。其中"光学/热红外与微波数据融合"的降尺度方法展现出了较大的应用潜力,然 而这类方法依赖于遥感地表温度LST(Land Surface Temperature)或由LST分解得到的SM指数,受限于LST"云 污染"、LST与SM解耦效应和LST分解不确定性等问题。为规避上述问题,本文通过构建3种地表蒸散效率LEE (Land surface Evapotranspiration Efficiency)与SM的降尺度函数关系(指数、余弦、余弦平方),利用MODIS地表 蒸散数据(MOD16A2)计算得到的LEE(空间分辨率500m)实现了SMAP土壤湿度产品(空间分辨率36km) 的空间降尺度。研究从动态范围、能量守恒、SM地面稀疏验证站、SM地面核心验证站等角度对降尺度算法进行 评价分析。结果表明,本算法有效增加了原SM产品的空间细节特征、保持了原SM产品的动态范围并且降尺度 前后能量守恒;与地面验证数据的对比分析表明,降尺度结果有效保持了原SM与地面实测数据的良好一致性; 敏感性分析表明,余弦平方函数对MOD16A2产品误差的敏感性相对最小。

关键词:微波土壤湿度,空间降尺度,地表蒸散效率,MOD16,SMAP

引用格式: 孙灏,周柏池,李欢,阮琳.2021.耦合 MOD16和 SMAP 的微波土壤湿度降尺度研究.遥感学报,25(3):776-790 Sun H, Zhou B C, Li H and Ruan L. 2021. A primary study on downscaling microwave soil moisture with MOD16 and SMAP. National Remote Sensing Bulletin, 25(3):776-790[DOI:10.11834/jrs.20209253]

1 引 言

土壤湿度通常是指存在于不饱和土壤层中的 水分含量,度量单位有相对量(g/g、m³/m³)和绝 对量(mm、kg等)(Seneviratne等,2010)。土壤 湿度是地表蒸散、土壤蒸发和植被蒸腾的重要水 分来源,作为地表水分循环和地气系统间能量循 环等过程中的重要土壤参数,对地表感热和潜热 通量的转换、渗透和径流之间的降雨分配、地表 一大气系统间的耦合反馈机制等有着巨大的影响 作用(Seneviratne等,2010;张园等,2020)。因 此,土壤湿度是诸多领域比如农业生产(Dobriyal 等,2012)、水旱监测预警(AghaKouchak等, 2015)、水资源管理(Robinson等,2008)、天气预 报(Dai等,2004)以及气候变化(Anderson等, 2007)等的关键参量。它因此也被全球气候观测系 球关键气候变量 ECV (Essential Climate Variable) 之一 (Al-Yaari等, 2017)。

目前存在多种土壤湿度的地面站点观测方法, 比如: 计重采样法、时域反射计法、电容式传感 器法、中子法和电阻率法等。站点观测的精度能 够达到0.04 m³/m³左右,并能够获取不同深度的土 壤湿度信息,因此通常被认为是地面真实数据的 有效获取方法。然而,由于地形地貌、气候气象、 土壤类型以及植被覆盖等多种因素的作用,土壤 湿度的空间分布并不均匀。在大范围、时空连续 地获取土壤湿度信息时,大多数站点观测的空间 代表性较差,并且费时费力,代价高昂,因而具 有较大的局限性 (Peng等, 2016)。

随着遥感科学技术的快速发展,基于遥感数 据的土壤湿度反演算法和产品不断涌现,遥感逐 渐成为观测土壤湿度的主要手段。土壤湿度的遥 感反演算法,覆盖了从可见光到微波的整个波谱

收稿日期: 2019-07-12; 预印本: 2019-12-12

基金项目:国家自然科学基金(编号:41871338);宁夏回族自治区重点研发计划(编号:2018BEG03069);中国矿业大学(北京)"越崎青年 学者"(2018);中央高校基本科研业务费项目

第一作者简介:孙灏,1986年生,男,副教授,研究方向为资源环境遥感。E-mail: sunhao@cumtb.edu.cn

范围(Petropoulos等, 2015)。基于光谱反射率和 热红外的遥感反演算法,空间分辨率较高,数据 源也比较丰富,但受雨云天气的影响和土壤、植 被穿透能力不佳的局限,难以进一步推广运用。 目前,微波被普遍认为是遥感反演土壤湿度的最 佳波段(Das和Paul, 2015; Wu等, 2017)。微波 遥感分为主动微波遥感和被动微波遥感。相比主 动微波遥感,被动微波遥感较少受到地表粗糙度 和植被结构的影响(李震等, 2002),从而对土壤 水分更加敏感(Njoku等, 2003)。此外研究表明, L波段微波亮温与表层土壤湿度的关联性非常强, 因此基于L波段被动微波的土壤湿度反演算法更具 有应用潜力(Al-Yaari等, 2017; Colliander等, 2017b)。

然而,土壤湿度的被动微波遥感反演受到低 空间分辨率的制约,多数微波遥感土壤湿度产品 的空间分辨率仅能达到数十千米的级别(凌自苇 等,2014)。对于流域或农田尺度的水文及农业应 用,如此大的空间尺度难以满足实际需要。上述 制约因素促使学者们研究"微波遥感土壤湿度空 间降尺度"问题,这也是目前遥感研究的前沿和 热点方向之一(Peng等,2017; Petropoulos等, 2015)。

针对"微波遥感土壤湿度空间降尺度"这一问 题,国内外发展了许多方法,有学者将其大致分为 基于卫星数据的方法(Satellite-based methods)、基 于地理信息数据的方法(Methods using geoinformation data) 和基于模型的方法(Model-based methods) (Peng等, 2017)。基于地理信息数据的方法主要利 用地形、土壤属性以及植被特征等地理信息数据, 实现对土壤湿度的降尺度。例如Busch等(2012) 以高空间分辨率的地形数据为主要的降尺度因子, 建立了一种基于经验正交函数的土壤湿度降尺度 方法,但这类方法需要结合大量的地面站点观测 数据和其他辅助数据,并且通常只针对特定流域 (Busch等, 2012; Peng等, 2017),限制了其广泛 的应用(Werbylo和Niemann, 2014)。基于模型的 方法分为两类,一类是基于地统计、分形、以及 小波分析等统计模型的空间插值方法,另一类是 基于水文过程模型的数据同化方法。空间插值方 法缺乏物理背景,并且空间插值和数据同化方法 通常都过于复杂,也不利于在多种尺度上的大范 围应用 (Peng等, 2017)。因此, 相对简单而又不 需要地面辅助数据的基于卫星数据的降尺度方法, 受到了众多研究学者和应用人员的青睐。

根据所使用数据源的差别,基于卫星数据的 降尺度方法又通常被划分为"主被动微波数据融 合"以及"光学/热红外与微波数据融合"两种 (Peng等, 2017; 叶勤玉等, 2014)。变化检测算 法 (Change Detection Method) (Njoku 等, 2002)、 贝叶斯融合算法 (Bayesian Merging Algorithm) (Zhan 等, 2006) 以及 SMAP (Soil Moisture Active and Passive) 卫星的主被动微波融合算法(Das等, 2014) 是目前"主被动微波数据融合"的代表性 算法。但受主被动微波传感器搭载在不同卫星平 台上的影响,前两种算法因数据源观测周期的不 同而存在明显的时间间隔问题(Peng等, 2017)。 为解决这一问题, NASA设计了SMAP卫星, 将主 被动微波传感器集成在一个卫星平台上,共用一 套天线。然而自2015年初发射成功以后,同年 7月SMAP主动微波雷达部分即发生故障,无法向 地面传输数据(Chan等, 2018)。在此背景下"光 学/热红外与微波数据融合"的降尺度方法展现出 了较大的应用潜力。

根据降尺度模型的算法差异,"光学/热红外与 微波数据融合"的降尺度方法可细分为统计回归 方法、物理模型方法以及半经验方法。统计回归 方法起源于地表温度和植被盖度(LST/FVC)三角 形特征空间理论(Zhao等, 2017; 周壮等, 2016), 该方法的基本思想是:利用粗分辨率的微 波土壤湿度,建立起地表参数(包括LST、FVC、 反照率等)与土壤湿度的统计回归关系,然后将 该关系应用到高空间分辨率的地表参数上,最终 得到高空间分辨率的土壤湿度。物理模型方法的 典型代表是 Merlin 等发展的物理模型算法 DISPATCH (Disaggregation based on Physical And Theoretical scale Change) 模型 (Merlin 等, 2008, 2012)。该模型的基本思想是构建土壤蒸发效率 SEE (Soil Evaporative Efficiency) 与土壤湿度的物 理函数关系,并将此函数关系在粗分辨率的微波土 壤湿度处进行泰勒级数展开,以得到高分辨率土壤 湿度的计算表达式。在该模型中, SEE由LST/FVC 梯形特征空间理论(Merlin等, 2010; Molero等, 2016) 计算得到。Kim 和 Hogue (2012) 发展的 UCLA 方法是半经验方法的代表,这种方法利用的 是土壤湿度指数与土壤湿度的线性关系。该方法 中,土壤湿度指数同样由LST/FVC梯形特征空间 理论计算得到。

显然,"光学/热红外与微波数据融合"的降尺 度方法大多依赖于遥感获取的地表温度(LST)或 者由LST分解得到的土壤湿度指数或SEE等。然 而,(1)LST的遥感反演受"云污染"的影响,导 致在有效的微波土壤湿度观测区域,却无有效的 LST用来降尺度,本文将这一现象简称为无法"全 天候降尺度"。(2) LST 的分解存在较大的不确定 性,首先针对LST/FVC梯形特征空间就存在传统 梯形模式和两阶段梯形模式两种不同的解释 (Sun, 2016b), 其次 LST/FVC 特征空间的"干湿 边界"准确计算存在很大困难(Sun等, 2017)。 (3) 已有研究表明,在非常干旱或湿润的地区, LST与土壤湿度存在明显的解耦效应(Sun等, 2019b),此时LST与土壤湿度的空间相关性很低, 已不具备对土壤湿度空间分布的指示作用。上述 3大问题("云污染"问题、分解不确定性问题、 和解耦效应问题)严重制约了"光学/热红外与微 波数据融合"降尺度方法的进一步发展。为突破 上述技术瓶颈,本文设计了一种耦合MOD16地表 蒸散产品和微波土壤湿度的降尺度算法,该算法 可规避因地表温度参与降尺度进程而产生的不确 定性。

2 实验区域及数据

2.1 实验区概况

实验区位于美国的中部大平原,如图1所示。 地理位置介于33°N—47°N,89°W—99°W之间。 面积大约120万km²,几乎涵盖了中部大平原的大 部分区域。气候属于典型的半干旱大陆性气候, 气温年较差最大可达30℃,年平均降水量为 1000—1500 mm,且降水主要分布在接近于五大湖 的北部地区。地势东高西低,但每公里最大高差 仅为2m,以草原型植被为其植被特征,主要以草 原和农作物为主。

2.2 SMAP土壤湿度数据

SMAP卫星计划旨在每2—3 d通过观测表层土 壤水分,以捕捉全球尺度下土壤湿度随时间的变 化,是当前最新的L波段卫星。目前,SMAP的土 壤 湿 度 反 演 算 法 原 理 在 基 于 航 空 手 段 的 SMAPVEX12 等系列研究中已得到了有效验证 (Colliander等, 2017a; McNairn等, 2015),结合 地面实测数据的研究也证明了SMAP土壤湿度产品 的良好精度(Colliander等, 2017c),此外SMAP 对SM的反演精度在总体上也优于其他被动微波土 壤湿度产品(Chan等, 2016; Chen等, 2018)。故 本文选用SMAP的L3级产品中每日合成土壤湿度 数据集下的早上06:00的降轨数据,一方面是因为 被动微波在夜晚或清晨反演土壤湿度的效果更佳, 另一方面要尽可能与地面验证站的采集时间保持 一致。SMAP数据的空间分辨率为36 km,时间分 辨率为1 d, 搜集了从2015-04—2018-02总共1369景 数据。数据下载地址: https://search.earthdata. nasa.gov/[2019-07-12]。



moisture observations

SMAP产品原有的数据格式为HDF5,投影方 式为EASE-Grid 2,故本文利用HEG工具(HDF-EOS To GeoTIFF Conversion Tool)将其转换成容易 处理的 Geotiff 数据格式并将投影坐标系定义为 Cylindrical Equal Area Projection。

2.3 MOD16A2地表蒸散数据

MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer)产品中标号为 MOD16 的陆表水 汽和能量通量的数据产品,反映了全球土壤水分

蒸发,植被蒸腾以及植被冠层截留水分蒸发等综合作用的结果,包含了蒸散发(ET),潜在蒸散发(PET),潜热通量(LE)以及潜在潜热通量(PLE)4个数据集。本文选用MOD16数据中时间分辨率为8d,空间分辨率为500m的从2015年—2018年的全球蒸散产品MOD16A2,用以提取反映土壤湿度时空分布的降尺度因子地表蒸散效率LEE。数据下载地址:https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov/search/order/3/MOD16A2--6[2019-07-12]。

本 文 将 同 一 时 期 行 带 号 分 别 为 h10v04, h10v05 和 h11v042 的 数 据 影 像 通 过 MRT 工 具 (Modis Reprojection Tool)进行拼接和转投影,使 其投影类型和范围与SMAP数据保持一致。

2.4 地面站点数据

实验区中共分布有3种稀疏验证站网络(数据 下载地址: https://ismn.geo.tuwien.ac.at/en/ [2019-07-12]), 分别为 SCAN (Soil Climate Analysis Network) USCRN (U.S. Climate Reference Network) 以及 COSMOS (Cosmic-ray Soil Moisture Observing System), 总共63个稀疏验证站点。其中, SCAN 和USCRN是基于土壤湿度和土壤介电常数的转换 关系,利用地面探针探测土壤介电常数来获取土 壤湿度。COSMOS则是基于宇宙射线的中子强度与 地面含水量之间的负相关性,通过宇宙射线探针 来探测土壤湿度。一般地,稀疏验证站点则通常 是以各自区域中仅有的一个地面站点数据来代表 整个区域的土壤湿度, 空间代表性不足但能在大 尺度范围内获取土壤湿度的分布情况。相比之下, 实验区中包含了一个核心验证站 CVS(Core Validation Site) South Fork, CVS 是在一定区域内 密集的布设大量监测站点,以捕捉小尺度范围内 土壤湿度的空间变化,其监测精度高但造价高昂 (数据下载地址: https://nsidc.org/data/nsidc-0712 [2019-07-12])。实验区地面站点的分布如图2 所示。

鉴于微波对土壤穿透能力有限,只能得到土 壤表层的土壤湿度信息(0—5 cm)(Kim 和 Hogue, 2012),本文选用地面验证站点数据中与 SMAP被动微波土壤湿度数据反演深度相近的,距 地面5 cm 左右的监测数据作为验证真值,以对降 尺度结果进行精度评定。

3 方 法

3.1 降尺度函数关系式

地表蒸散是各种形式的水分从陆地表面到大 气的综合结果(Vivoni等,2008),由于蒸散过程 中伴随热量收支过程,也可间接的表现为陆表和 大气间的热量交换程度,所以分别从蒸散和能量 角度,地表蒸散效率LEE可以定义为实际蒸散与 潜在蒸散(在土壤水分含量充足的情况下的蒸散) 的比值,或者潜热通量和潜在潜热通量的比值 (Merlin等,2016),公式为

$$LEE = \frac{ET}{PET} or LEE = \frac{LE}{PLE}$$
(1)

地表蒸散反映了陆地表面所有形式的水分蒸 发,其中主要包括:地面表层的土壤蒸发,植被的 蒸腾作用以及植被冠层截留水的蒸发3个与土壤湿 度关系密切的物理过程(宋立生等, 2017; Verstraeten 等, 2008),因此地表蒸散效率与土壤 湿度在空间分布上的良好相关性可体现在:(1)从 水分蒸散的角度,土壤湿度很大程度上控制着土 壤蒸发和植被蒸腾的物理进程(Sun, 2016a),表 现为土壤湿度在低于临界阈值的情况下, 地表蒸 散效率与土壤湿度间呈现的正相关关系。(2)从 能量的角度,潜热通量描述了在地表温度不变的 情况下水分蒸发所进行的热交换,即土壤水分含 量越大热交换的程度也就越大,所以通过潜热通 量与相同条件下的最大值(即潜在潜热通量)的 比值,即可通过能量交换的相对量反映土壤湿度 的大小。(3) 从影响因素的角度, 地表蒸散效率 主要受到净辐射,土壤含水量和风速,空气湿度 及地表粗糙度等地形环境因素的影响。净辐射对 地表的作用可划分为对地表的加热和对地表水分 的蒸发等过程,研究表明地表温度与土壤湿度间 存在一定的相关性(Sun和Pinker, 2004),并且地 表水分的蒸发可进一步演化为地表蒸散。因此可 推断在地形环境因素变化不大的情况下, 地表蒸 散效率与土壤湿度具有密切关系。

然而目前地表蒸散效率与土壤湿度间的定量 关系式还没有建立,无法直接通过地表蒸散效率 驱动整个降尺度过程。考虑到土壤蒸发是地表蒸 散的重要组成部分,本文通过拓展土壤蒸发效率 与土壤湿度的定量关系,分别从指数形式(Sako 等,2016),余弦形式(Noilhan和Planton,1989) 和余弦平方形式(Lee和Pielke,1992)建立起地 表蒸散效率与土壤湿度的降尺度函数关系,如 式(2)一式(4)所示。

$$LEE = 1 - \exp(-\theta/\theta_{c})$$
(2)

LEE =
$$\frac{1}{2} \left(1 - \cos\left(\pi \frac{\theta}{\theta_{fc}}\right) \right)$$
 (3)

LEE =
$$\frac{1}{4} \left(1 - \cos\left(\pi \frac{\theta}{\theta_{\rm fc}'}\right) \right)^2$$
 (4)

式(2)一式(4)中, *θ*为土壤湿度, 而在拓展这 种定量关系时所引起的不确定性, 则通过半经验 土壤气象参数 *θ*[']_e和土壤田间最大持水量 *θ*[']_{ie}, *θ*^{''}_{ie}来 反映。

3.2 降尺度过程

3.2.1 空间插值流程

MOD16A2产品是利用叶面积指数(LAI)和 光合有效辐射吸收比例(FPAR)等与植被相关的 参量来计算地表蒸散,所以在裸土或者云层覆盖 的地区,由于缺乏有效的植被信息而造成在遥感 图像上存在空间分布不连续的问题。根据 MOD16A2用户文档,造成该数据产品无效值而引 起数据"空隙"的地表覆盖类型信息如表1所示。

目前,对MOD16A2产品中"空隙"填补的有

效方法是对 LAI 和 FPAR 数据无效值的两相邻时像 的空间线性插值(Mu等, 2007), 但该算法需整 合年度 LAI和 FPAR 数据,实时应用价值受到很大 约束。本文参考空间插值的思想,以最邻近迭代 插值实现对 LEE 数据空隙的填补,具体流程为: 首先将LEE数据中因 MOD16A2 产品的无效值所造 成的数据"空隙"以NAN值填补,并随后依据无 效值的种类对 LEE 中的 NAN 像元进行进一步地填 充:无效值32763和32766代表水体或湿地等蒸散 接近饱和的地区, 故地表蒸散效率填充为1; 无效 值32762和32764代表城市或者永久冰川等地表蒸 散微弱的地区,故填充为0;无效值32765代表受 云量覆盖的地区或者裸地,以最临近插值填充像 元。并在最后以迭代取均值的方式弱化因最邻近 插值而引起的"斑块效应"。降尺度和插值算法流 程如图2所示。

表1 MOD16A2产品无效值及其对应土地覆盖类型 Table 1 Invalid value of MOD16A2 production and corresponding land cover type

无效值	地表覆盖类型	无效值	地表覆盖类型
32761	未分类或无法确定的土地类型	32762	城市或在建用地
32763	永久性湿地或被淹没的沼泽地	32764	永久性冰川或积雪
32765	裸地或云覆盖地区	32766	水体
32767	无观测值	_	_



图2 降尺度及插值算法流程

Fig. 2 Algorithm flowchart of downscaling and interpolation

3.2.2 应用流程

由于在大区域范围内不易获取长时间序列的 气象参数,并且对再分析资料的时空分辨率的尺 度转换存在不确定性(Sun等,2019a)。因此,本 文结合在粗尺度下建立起的土壤湿度与降尺度因 子的回归关系或插值关系在细尺度下同样成立的 假设(辛强等,2016;周壮等,2016),认为 MOD16A2地表蒸散数据在8d内不发生变化,通过 均值聚合的方式获得粗尺度的地表蒸散效率,并 分别通过式(2)一式(4)的变式,将式(2)— 式(4)中各自的半经验参数分别提出并作为因变 量,如下式(5)一式(7),即可获得时间分辨率 与SMAP数据相同的粗分辨率的 θ_c^{CR} , θ_b^{CR} 和 θ_b^{CR} 。

$$\theta_c^{'CR} = -\frac{\theta^{CR}}{\ln\left(1 - \text{LEE}^{CR}\right)}$$
(5)

$$\theta_{f_c}^{'CR} = \frac{\pi \theta^{CR}}{\arccos\left(1 - 2\text{LEE}^{CR}\right)} \tag{6}$$

$$\theta_{\rm fc}^{\rm 'CR} = \frac{\pi \theta^{\rm CR}}{\arccos\left(1 - 2\sqrt{\rm LEE^{\it CR}}\right)}$$
(7)

式(5)一式(7)中,CR代表粗分辨率。研究表明,通过4个粗分辨率像元来确定输出值的 Bilinear内插法,在对MOD16的ET数据集中气象数据的插值具有良好的效果(Mu等,2011)。故本文采用同样的方式将 θ_c^{CR} , θ_{fe}^{CR} 以及 θ_{fe}^{fcR} 内插到高空间分辨率得到 θ_c^{HR} , θ_{fe}^{HR} 和 θ_{fe}^{fR} ,HR代表高分辨率。最后分别结合式(2)一式(4)实现对SMAP 产品的降尺度。

降尺度流程如图2所示,按数据处理步骤可分 为4个部分:(1)利用 MOD16A2 产品中四个数据 集分别计算得到空间不连续的 LEE 数据。(2)对 空间不连续的 LEE 进行插值并迭代得到空间连续 的 LEE 数据,并进一步通过均值聚合的方法得到 粗尺度的 LEE。(3)利用地表蒸散效率与土壤湿 度间的定量关系式将粗尺度的 LEE 和 SMAP联系起 来,并用 Bilinear 插值法得到细尺度的土壤气象参 数。(4)最后将空间连续的细尺度 LEE 与土壤气 象参数结合,计算得到高分辨率的土壤湿度产品。

4 结果与分析

4.1 动态范围分析

图 3 中以 2015-05-24 的 LEE=ET/PET 降尺度结

果为例。如图3(a)一图3(d)所示,相对于原 SMAP土壤湿度产品,3种降尺度函数的结果总体 上在捕捉土壤湿度的空间细节和纹理特征上有明 显的提高。为验证土壤湿度在降尺度前后的空间 分布差异,本文将降尺度后的土壤湿度结果通过 均值聚合的方式升尺度到与SMAP产品相同的空间 尺度,并通过差值化来体现降尺度前后土壤湿度 值的动态范围差异,如图3(e)一图3(g),结果 显示差值化后的绝大多数像元分布在0值附近, 表明了降尺度前后的空间差异性处于一种很低的 状态。进一步利用对应的误差频率分布直方图, 如图3(h)一图3(j),通过量化对差值化结果像 元值的具体分布情况及其频率,证明了降尺度后 的土壤湿度结果在有效的保持了原SMAP产品动态 范围的同时,降尺度前后能量保持守恒。

4.2 结合稀疏站点验证

通常在降尺度前后的每个土壤湿度像元中最 多分布有一个稀疏站点,虽然其无法较好捕捉到 该区域土壤湿度的空间异质性,但通过结足量的 稀疏站点数据,亦可实现对降尺度算法精度的总 体验证。但受空间错位或测量深度不一致的影响, 少量稀疏站点数据与原土壤湿度产品呈弱相关,为 避免这类异常站点数据对统计结果的影响,本文把 与原土壤湿度产品相关性系数R在0.3以下的站点数 据 去 除 , 分 别 为 COSMOS 系 统 的 CCPasture, IowaValidationSite, ParkFalls, Rosemount, YorkRainfed 以及 SCAN 系统的 Ames, CrescentLake#1。

图4中第1列至第3列分别表示指数函数,余弦 函数和余弦平方函数的降尺度结果,第1行至第 3行分别表示原土壤湿度和降尺度结果在稀疏站点 ARM-1 (COSMOS),MtVernon (SCAN)和Lincoln-11-SW (USCRN)的散点图。如图4所示,基于 3种不同定量关系的降尺度结果都能较好保持原土 壤湿度与稀疏站点数据的相关性,同时降尺度结 果的RMSE,ubRMSE和bias也与原土壤湿度结果 保持了较高的一致性。但相比之下,余弦及余弦 平方函数的降尺度效果更优,散点的离散程度更 小,与稀疏站点数据相关性更强。此外,基于蒸 散和潜热通量计算的LEE降尺度结果从误差统计 指标上看基本上保持一致。





图 3 基于动态范围分析的降尺度前后对比分析图 Fig. 3 Comparison of the downscaled SM and original SM based on the dynamic range analysis

0.5



⁽d) MtVernon 站验证指数结果(d) Exponent result at MtVernon







(c) ARM-1 站验证余弦平方结果(c) Cosine-square result at ARM-1







Fig. 4 Scatter plots of comparisons between in situ SM with original SM and downscaled SM

图5展示了所有稀疏站点数据与原土壤湿度和 降尺度结果的RMSE,ubRMSE,R以及bias共4种 统计结果箱型图。图5中的大矩形由上下四分位数 构成,用以反映数据的主要分布范围,其中的小 圆点和截断线则分别表示平均数和中位数。如图5 所示,基于余弦平方函数的降尺度结果在总体上 表现较好,主要体现在:(1)降尺度结果与原土 壤湿度具有较高的一致性,保留了原土壤湿度良 好的观测精度,表现为降尺度结果与原土壤湿度 的 RMSE,ubRMSE 和 bias 几乎相等,并且



(a) 3种降尺度函数结果结合实测数据计算的RMSE(a) RMSE of three downscaling results at sparse sites

ubRMSE可维持在 0.06—0.075 m³/m³之间。原土壤 湿度在 COSMOS, SCAN 和USCRN 的 ubRMSE 的均 值分别为 0.061 m³/m³, 0.071 m³/m³, 0.064 m³/m³, 这与余弦平方函数降尺度结果的 0.059 m³/m³, 0.071 m³/m³, 0.062 m³/m³几乎相等。(2)与稀疏站 点数据保持了良好的强相关性,相关性系数 R 可 以达到 0.5—0.8。同时,进一步结合余弦和余弦平 方降尺度结果在箱型图中的数值分布范围,中位 数和平均数的绝对大小,可初步得到以余弦平方 函数关系的降尺度精度最佳的结论。



(b) 3种降尺度函数结果结合实测数据计算的ubRMSE(b) The ubRMSE of three downscaling results at sparse sites



Fig. 5 Box diagrams of comparisons between in situ SM with original SM and downscaling results

此外,文中所用到的两种LEE 仅是对同一物 理量的两种不同解释,即分别从地表蒸散以及潜 热通量两种角度,但其实际表征的物理含义是一 致的:反映了地表与大气间能量交换的快慢程度。 结合散点图中代表两种 LEE 的散点位置几乎重合, 箱型图 5 中 3 种误差指数和相关性系数的分布范 围,平均数和中位数几乎一致的情况,表明了从 两种不同角度计算的 LEE 对降尺度模型精度的影 响几乎不存在差异。

4.3 结合核心验证站验证

本文所用到的核心验证站South Fork是通过在 小区域范围内密集布设共20个观测站点,依据在 一定区域范围内所有观测站的不同权重因子(基 于验证站点之间距离大小确权)(Colliander等, 2017c),利用泰森多边形对地面观测数据进行加 权平均或者算术平均来表征该区域的土壤湿度, 有效解决了稀疏站点对土壤湿度空间代表性不理 想的问题,较为真实的反映出该区域土壤湿度的 总体情况。

图 6 以 LEE=ET/PET 的 降 尺 度 结 果 为 例, 图 6 (a)和图 6 (b)分别展示了研究区中 South Fork 核心站的加权平均土壤湿度(WASM)和平均 土壤湿度(ASM)与降尺度前后结果的时序图。 如图中所示,原土壤湿度和3种降尺度结果在总体 上与 CVS 站点数据保持了良好的相关性。从对 CVS站点数据的离散程度的角度上,余弦平方函 数的降尺度结果与CVS的一致性更好,相关性更 强,在保持了原土壤湿度的良好精度基础上有进 一步的提高。需要注意的是, CVS 的实测土壤湿 度与遥感反演的土壤湿度间的偏差大部分是CVS 观测数据对降尺度前后土壤湿度的高估,并且某 些日期高估的误差可以达到0.1 m³/m³左右,这种 高估的偏差出现主要由两方面引起:(1) South Fork 核心站的植被类型以农作物为主,在很大程 度上受到人为因素例如人工灌溉及地表粗造度等 的影响,导致由遥感数据反演的土壤湿度存在较 大的不确定性。(2)受到射频干扰的不完全消除, 空间尺度的差异性以及卫星与地面监测站间不同 的采样深度等的综合影响(Sun等, 2019a)。但从 时序图中散点的总体趋势上仍有效证明了核心验 证站数据与降尺度前后土壤湿度的良好相关性。

表2列出了以WASM和ASM验证降尺度前后 土壤湿度的误差统计指数。如表中所示,原土壤 湿度与WASM相关性和偏差程度明显优于ASM, 说明在本研究区中以WASM对降尺度结果精度的 验证更具有效性。并根据原土壤湿度,余弦和余弦 平方降尺度结果的ubRMSE和R验证结果,分别为: 0.06 m³/m³和0.546,0.058 m³/m³和0.567,0.057 m³/m³ 和0.567,有效证明了余弦平方函数的降尺度结果 在保持了原土壤湿度与站点数据良好相关性的情 况下,精度有进一步的提高,并且在3种函数关系 式中的降尺度效果最佳,这与结合稀疏站点验证 的结论保持一致。



 (a) 结合 South Fork 站点中 WASM 实测数据的时序图
 (a) Time-series diagram of three downscaling results and SMAP against WASM from South Fork



(b)结合 South Fork 站点中 ASM 实测数据的时序图
(b) Time-series diagram of three downscaling results and SMAP against ASM from South Fork
CVS ● 原SM △ 指数结果 ▼ 余弦结果 ◆ 余弦平方结果
图 6 结合核心验证站的降尺度前后结果的时间序列图

Fig. 6 Time-series diagrams of the original SM and downscaling result against in situ SM at CVS

		and downscaling result with CVS
Table	2	Statistical index comparison table of original SM
表2	结合	合核心验证站数据的降尺度前后的统计指数对比表

上庫洞亩仕田	统计指标	WASM	ASM
上壊祉反知木	N	239	239
	RMSE	0.065	0.088
臣「博祖臣	ubRMSE	0.060	0.060
尿上 壊祉反	R	0.546	0.553
	bias	-0.027	-0.064
	RMSE	0.068	0.088
	ubRMSE	0.063	0.062
指数形式	R	0.556	0.572
	bias	-0.029	-0.062
	RMSE	0.064	0.086
人 古 平 士	ubRMSE	0.058	0.057
示弦形式	R	0.567	0.582
	bias	-0.028	-0.064
	RMSE	0.063	0.086
今苏亚古亚式	ubRMSE	0.057	0.057
示五十月形式	R	0.567	0.580
	bias	-0.027	-0.064

因此,从结合地面实测站点的验证结果角度 上证明了本文提出的余弦平方降尺度关系模型的 有效性。

5 讨 论

5.1 算法优势

如前文所述,目前"光学/热红外与被动微波 融合"的降尺度算法依赖于LST,因而在推广应用 时面临3项制约:(1)遥感反演的LST在"云污 染"地区存在的数据丢失问题;(2)LST组分温度 分离时的不确定性问题;(3)LST和土壤湿度存在 的"解耦"效应问题。为规避上述问题,本文构 建了融合 MOD16 地表蒸散和被动微波遥感数据的 土壤湿度降尺度算法。与其他算法相比,本文构 建的算法有如下优势:首先,本文算法不依赖 LST,因而规避了LST参与降尺度进程而产生的上 述不确定性问题。其次, MOD16地表蒸散产品生 产时主要利用可见光/近红外遥感数据产品(比如 LAI、FPAR等)。可见光/近红外遥感数据往往比 热红外遥感数据具有更高的空间分辨率,比如 MODIS 地表蒸散产品的空间分辨率可以达到 500 m, 而 MODIS 地表温度产品的空间分辨率则为 1km,这意味着,与依赖LST的降尺度算法相比, 本文算法可大幅提高微波遥感土壤湿度产品降尺 度的空间分辨率。总之,减少不确定性和提高空 间分辨率是本文算法的优势。

5.2 算法不确定性

当然,本文算法也存在一定的不确定性。 MOD16地表蒸散产品的最高时间分辨率为8d,本 文算法假设在这8d的间隔内地表蒸发效率的空间 分布格局不发生变化,即假设在8d时间内由ET/ PET或LE/PLE计算的相对量LEE,在研究区内的 空间相对大小不发生变化。然而,由于人为灌溉 等影响,LEE的空间分布格局有可能发生较大变 化。因此,需要进一步提高MOD16A2地表蒸散产 品的时间分辨率,从而减小这种假设所带来的不 确定性。

5.3 敏感性分析

MOD16A2 产品的反演误差总体上能控制 在 ±0.2 左右(Mu 等, 2011),为进一步探讨 MOD16A2 潜在的产品误差对降尺度结果精度的影 响,本文以LE和PLE的相对变化为例,将参数θ。 和θ'。设为0.4,以-0.2—0.2为LE或PLE的相对变 化范围,0.01为误差变化的步长来探究降尺度函 数关系对LE或PLE误差的敏感性。如图7所示, 在LE或PLE相对变化范围内,土壤湿度的相对变 化与LE或PLE的相对变化呈现出近似的线性关 系,并且土壤湿度的相对变化范围与LE或PLE的 变化范围基本保持一致或有进一步的缩小,说明



本文提出的3种降尺度定量关系对MOD16A2的误 差敏感性处于较低的水平。但相比之下,余弦平 方定量关系受MOD16A2产品的误差影响明显小于 指数和余弦定量关系,并且随着MOD16A2产品误 差的逐步增大,这种对误差的稳定性就更为突出 明显。因此,在MOD16A2数据存在误差的潜在影 响下,基于余弦平方定量关系的降尺度模型展现 出了最佳的精度效果以及最低的误差敏感性。



图 7 3种降尺度函数对 LE 和 PLE 误差的敏感性散点图 Fig. 7 Scatter plots of sensitivity of the three downscaling functions to LE and PLE errors

6 结 论

本文初步研究了一种融合 MOD16 和 SMAP 的 微波土壤湿度空间降尺度方法,该方法以LEE作 为降尺度因子,通过构建LEE 与微波土壤湿度的 定量关系式(指数、余弦、余弦平方),利用高分 辨率的 LEE 填补低分辨率微波土壤湿度无法捕捉 到的空间细节。研究利用 MOD16A2 产品计算得到 高分辨率 LEE, 通过上述方法实现将空间分辨率 为36 km的SMAP被动微波土壤湿度产品降尺度到 500 m。验证结果表明,本文发展的降尺度算法 (基于余弦平方) 增加了原始土壤湿度产品所无法 描述的空间细节,有效保持了原土壤湿度的动态 范围并且降尺度前后能量守恒。此外与地面验证 数据的对比分析表明,降尺度结果保持了原土壤 湿度与地面实测数据的良好一致性,并且降尺度 结果稍微提高了原有土壤湿度的精度,进一步证 明了降尺度算法的有效性。敏感性分析表明,基 于余弦平方的降尺度函数对 MOD16产品误差的敏 感性相对最小。

"光学/热红外与微波数据融合"的降尺度算法

是目前微波土壤湿度降尺度方面的研究热点,然 而这类算法大多使用LST或LST分解得到的湿度指 数作为降尺度因子。本文设计了LEE作为降尺度 因子的微波土壤湿度降尺度方法,通过融合 MOD16和SMAP实现高分辨率土壤湿度数据的生 成。本文算法有效规避了LST参与降尺度进程而产 生的云污染、分解不确定性、以及解耦效应等问 题,提高了微波土壤湿度降尺度方法的应用效率。 需要注意的是,为实现不同时间尺度的MOD16和 SMAP数据的融合,本研究假设LEE在MOD16产 品8d合成期内的空间相对大小不发生变化,这种 假设有可能存在一定的不确定性,因此未来提高 MOD16产品的时间分辨率是降低算法不确定性的 重要途径。

参考文献(References)

- AghaKouchak A, Farahmand A, Melton F S, Teixeira J, Anderson M C, Wardlow B D and Hain C R. 2015. Remote sensing of drought: progress, challenges and opportunities. Reviews of Geophysics, 53(2): 452-480 [DOI: 10.1002/2014rg000456]
- Al-Yaari A, Wigneron J P, Kerr Y, Rodriguez-Fernandez N, O'Neill P E, Jackson T J, De Lannoy G J M, Al Bitar A, Mialon A, Richau-

me P, Walker J P, Mahmoodi A and Yueh S. 2017. Evaluating soil moisture retrievals from ESA's SMOS and NASA's SMAP brightness temperature datasets. Remote Sensing of Environment, 193: 257-273 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.03.010]

- Anderson M C, Norman J M, Mecikalski J R, Otkin J A and Kustas W P. 2007. A climatological study of evapotranspiration and moisture stress across the continental United States based on thermal remote sensing: 2. Surface moisture climatology. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 112(D11): D11112 [DOI: 10. 1029/2006jd007507]
- Busch F A, Niemann J D and Coleman M. 2012. Evaluation of an empirical orthogonal function – based method to downscale soil moisture patterns based on topographical attributes. Hydrological Processes, 26(18): 2696-2709 [DOI: 10.1002/hyp.8363]
- Chan S K, Bindlish R, O'Neill P, Jackson T, Njoku E, Dunbar S, Chaubell J, Piepmeier J, Yueh S, Entekhabi D, Colliander A, Chen F, Cosh M H, Caldwell T, Walker J, Berg A, McNairn H, Thibeault M, Martínez-Fernández J, Uldall F, Seyfried M, Bosch D, Starks P, Holifield Collins C, Prueger J, Van Der Velde R, Asanuma J, Palecki M, Small E E, Zreda M, Calvet J, Crow W T and Kerr Y. 2018. Development and assessment of the SMAP enhanced passive soil moisture product. Remote Sensing of Environment, 204: 931-941 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.08.025]
- Chan S K, Bindlish R, O'Neill P E, Njoku E, Jackson T, Colliander A, Chen F, Burgin M, Dunbar S, Piepmeier J, Yueh S, Entekhabi D, Cosh M H, Caldwell T, Walker J, Wu X L, Berg A, Rowlandson T, Pacheco A, McNairn H, Thibeault M, Martínez-Fernández J, González-Zamora Á, Seyfried M, Bosch D, Starks P, Goodrich D, Prueger J, Palecki M, Small E E, Zreda M, Calvet J C, Crow W T and Kerr Y. 2016. Assessment of the SMAP passive soil moisture product. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54(8): 4994-5007 [DOI: 10.1109/tgrs.2016.2561938]
- Chen F, Crow W T, Bindlish R, Colliander A, Burgin M S, Asanuma J and Aida K. 2018. Global-scale evaluation of SMAP, SMOS and AS-CAT soil moisture products using triple collocation. Remote Sensing of Environment, 214: 1-13 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.05.008]
- Colliander A, Cosh M H, Misra S, Jackson T J, Crow W T, Chan S, Bindlish R, Chae C, Holifield Collins C and Yueh S H. 2017a. Validation and scaling of soil moisture in a semi-arid environment: SMAP validation experiment 2015 (SMAPVEX15). Remote Sensing of Environment, 196: 101-112 [DOI: 10.1016/j.rse. 2017.04.022]
- Colliander A, Fisher J B, Halverson G, Merlin O, Misra S, Bindlish R, Jackson T J and Yueh S. 2017b. Spatial downscaling of SMAP soil moisture using MODIS land surface temperature and NDVI during SMAPVEX15. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 14(11): 2107-2111 [DOI: 10.1109/lgrs.2017.2753203]
- Colliander A, Jackson T J, Bindlish R, Chan S, Das N, Kim S B, Cosh M H, Dunbar R S, Dang L, Pashaian L, Asanuma J, Aida K, Berg A, Rowlandson T, Bosch D, Caldwell T, Caylor K, Goodrich D, al Jassar H, Lopez-Baeza E, Martínez-Fernández J, González-Zamora A, Livingston S, McNairn H, Pacheco A, Moghaddam M, Montzka C, Notarnicola C, Niedrist G, Pellarin T, Prueger J, Pulliainen J, Rautiainen K, Ramos J, Seyfried M, Starks P, Su Z, Zeng Y, Van Der Velde R, Thibeault M, Dorigo W, Vreugdenhil M, Walker J P, Wu X, Monerris A, O'Neill P E, Entekhabi D, Njoku E G and Yueh S. 2017c. Validation of SMAP surface soil moisture products with core validation sites. Remote Sensing of Environment, 191: 215-231 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.01.021]

- Dai A G, Trenberth K E and Qian T T. 2004. A global dataset of Palmer Drought Severity Index for 1870-2002: relationship with soil moisture and effects of surface warming. Journal of Hydrometeorology, 5(6): 1117-1130 [DOI: 10.1175/jhm-386.1]
- Das K and Paul P K. 2015. Present status of soil moisture estimation by microwave remote sensing. Cogent Geoscience, 1(1): 1084669 [DOI: 10.1080/23312041.2015.1084669]
- Das N N, Entekhabi D, Njoku E G, Shi J J C, Johnson J T and Colliander A. 2014. Tests of the SMAP combined radar and radiometer algorithm using airborne field campaign observations and simulated data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 52(4): 2018-2028 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2257605]
- Dobriyal P, Qureshi A, Badola R and Hussain S A. 2012. A review of the methods available for estimating soil moisture and its implications for water resource management. Journal of Hydrology, 458-549: 110-117 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2012.06.021]
- Kim J and Hogue T S. 2012. Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(2): 446-460 [DOI: 10.1109/TGRS.2011.2161318]
- Lee T J and Pielke R A. 1992. Estimating the soil surface specific humidity. Journal of Applied Meteorology, 31(5): 480-484 [DOI: 10. 1175/1520-0450(1992)031<0480:etsssh>2.0.co;2]
- Li Z, Guo D H and Shi J C. 2002. Measuring the change of soil moisture with vegetation cover integration passive and active microwave data. Journal of Remote Sensing, 6(6): 481-484 (李震, 郭东 华, 施建成. 2002. 综合主动和被动微波数据监测土壤水分变 化. 遥感学报, 6(6): 481-484) [DOI: 10.11834/jrs.20060614]
- Ling Z W, He L B and Zeng H. 2014. Evaluating the performance of the UCLA method for spatially downscaling soil moisture products using three Ts/VI indices. Chinese Journal of Applied Ecology, 25(2): 545-552 (凌自苇,何龙斌,曾辉. 2002. 三种 Ts/VI 指数 在 UCLA 土壤湿度降尺度法中的效果评价. 应用生态学报, 25 (2): 545-552) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.2014.0057]
- McNairn H, Jackson T J, Wiseman G, Bélair S, Berg A, Bullock P, Colliander A, Cosh M H, Kim S B, Magagi R, Moghaddam M, Njoku E G, Adams J R, Homayouni S, Ojo E R, Rowlandson T L, Shang J L, Goïta K and Hosseini M. 2015. The soil moisture active passive validation experiment 2012 (SMAPVEX12): prelaunch calibration and validation of the SMAP soil moisture algorithms. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 53(5): 2784-2801 [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2364913]
- Merlin O, Al Bitar A, Walker J P and Kerr Y. 2010. An improved algorithm for disaggregating microwave-derived soil moisture based on red, near-infrared and thermal-infrared data. Remote Sensing of Environment, 114(10): 2305-2316 [DOI: 10.1016/j.rse.2010.05.007]
- Merlin O, Chehbouni A, Walker J P, Panciera R and Kerr Y H. 2008. A simple method to disaggregate passive microwave-based soil moisture. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 46(3): 786-796 [DOI: 10.1109/tgrs.2007.914807]
- Merlin O, Jacob F, Wigneron J P, Walker J and Chehbouni G. 2012. Multidimensional disaggregation of land surface temperature using high-resolution red, near-infrared, shortwave-infrared, and microwave-L bands. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 50(5): 1864-1880 [DOI: 10.1109/tgrs.2011.2169802]
- Merlin O, Stefan V G, Amazirh A, Chanzy A, Ceschia E, Er-Raki S, Gentine P, Tallec T, Ezzahar J, Bircher S, Beringer J and Khabba S. 2016. Modeling soil evaporation efficiency in a range of soil and atmospheric conditions using a meta-analysis approach. Wa-

ter Resources Research, 52(5): 3663-3684 [DOI: 10.1002/ 2015WR018233]

- Molero B, Merlin O, Malbéteau Y, Al Bitar A, Cabot F, Stefan V, Kerr Y, Bacon S, Cosh M H, Bindlish R and Jackson T J. 2016. SMOS disaggregated soil moisture product at 1 km resolution: processor overview and first validation results. Remote Sensing of Environment, 180: 361-376 [DOI: 10.1016/j.rse.2016.02.045]
- Mu Q Z, Heinsch F A, Zhao M S and Running S W. 2007. Development of a global evapotranspiration algorithm based on MODIS and global meteorology data. Remote Sensing of Environment, 111(4): 519-536 [DOI: 10.1016/j.rse.2007.04.015]
- Mu Q Z, Zhao M S and Running S W. 2011. Improvements to a MODIS global terrestrial evapotranspiration algorithm. Remote Sensing of Environment, 115(8): 1781-1800 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.02.019]
- Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, Chan T K and Nghiem S V. 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(2): 215-229 [DOI: 10.1109/ TGRS.2002.808243]
- Njoku E G, Wilson W J, Yueh S H, Dinardo S J, Li F K, Jackson T J, Lakshmi V and Bolten J. 2002. Observations of soil moisture using a passive and active low-frequency microwave airborne sensor during SGP99. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40(12): 2659-2673 [DOI: 10.1109/TGRS.2002.807008]
- Noilhan J and Planton S. 1989. A simple parameterization of land surface processes for meteorological models. Monthly Weather Review, 117(3): 536-549 [DOI: 10.1175/1520-0493(1989)117<0536: aspols>2.0.co;2]
- Peng J, Loew A, Merlin O and Verhoest N E C. 2017. A review of spatial downscaling of satellite remotely sensed soil moisture. Reviews of Geophysics, 55(2): 341-366 [DOI: 10.1002/2016rg000543]
- Peng J, Loew A, Zhang S Q, Wang J and Niesel J. 2016. Spatial downscaling of satellite soil moisture data using a vegetation temperature condition index. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 54(1): 558-566 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2462074]
- Petropoulos G P, Ireland G and Barrett B. 2015. Surface soil moisture retrievals from remote sensing: current status, products and future trends. Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C, 83-84: 36-56 [DOI: 10.1016/j.pce.2015.02.009]
- Robinson D A, Campbell C S, Hopmans J W, Hornbuckle B K, Jones S B, Knight R, Ogden F, Selker J and Wendroth O. 2008. Soil moisture measurement for ecological and hydrological watershedscale observatories: a review. Vadose Zone Journal, 7(1): 358-389 [DOI: 10.2136/vzj2007.0143]
- Sako K, Moriiwa M and Satomi T. 2016. Experimental consideration on evaporation efficiency β of unsaturated sandy soil surface. Japanese Geotechnical Society Special Publication, 2(4): 226-229 [DOI: 10.3208/jgssp.JPN-029]
- Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, Hirschi M, Jaeger E B, Lehner I, Orlowsky B and Teuling A J. 2010. Investigating soil moisture-climate interactions in a changing climate: a review. Earth-Science Reviews, 99(3-4): 125-161 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2010.02.004]
- Song L S, Liu S M, Xu T R, Xu Z W and Ma Y F. 2017. Soil evaporation and vegetation transpiration: remotely sensed estimation and validation. Journal of Remote Sensing, 21(6): 966-981 (宋立生, 刘绍民, 徐同仁, 徐自为, 马燕飞. 土壤蒸发和植被蒸腾遥感估 算 与 验 证 . 遥 感 学 报, 21(6): 966-981) [DOI: 10.11834/jrs. 20176391]
- Sun D L and Pinker R T. 2004. Case study of soil moisture effect on land surface temperature retrieval. IEEE Geoscience and Remote

Sensing Letters, 1(2): 127-130 [DOI: 10.1109/lgrs.2004.824749]

- Sun H. 2016a. A two-source model for estimating evaporative fraction (TMEF) coupling Priestley-Taylor formula and two-stage trapezoid. Remote Sensing, 8(3): 248 [DOI: 10.3390/rs8030248]
- Sun H. 2016b. Two-stage trapezoid: a new interpretation of the land surface temperature and fractional vegetation coverage space. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 9(1): 336-346 [DOI: 10.1109/jstars.2015.2500605]
- Sun H, Cai C C, Liu H X and Yang B 2019a. Microwave and meteorological fusion: a method of spatial downscaling of remotely sensed soil moisture. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 12(4): 1107-1119 [DOI: 10.1109/jstars.2019.2901921]
- Sun H, Wang Y M, Liu W H, Yuan S Y and Nie R W. 2017. Comparison of three theoretical methods for determining dry and wet edges of the LST/FVC space: revisit of method physics. Remote Sensing, 9(6): 528 [DOI: 10.3390/rs9060528]
- Sun H, Zhou B C and Liu H X. 2019b. Spatial evaluation of Soil Moisture (SM), Land Surface Temperature (LST), and LST-Derived SM indexes dynamics during SMAPVEX12. Sensors, 19(5): 1247 [DOI: 10.3390/s19051247]
- Verstraeten W W, Veroustraete F and Feyen J. 2008. Assessment of evapotranspiration and soil moisture content across different scales of observation. Sensors, 8(1): 70-117 [DOI: 10.3390/s8010070]
- Vivoni E R, Moreno H A, Mascaro G, Rodriguez J C, Watts C J, Garatuza-Payan J and Scott R L. 2008. Observed relation between evapotranspiration and soil moisture in the North American monsoon region. Geophysical Research Letters, 35(22): L22403 [DOI: 10.1029/2008g1036001]
- Werbylo K L and Niemann J D. 2014. Evaluation of sampling techniques to characterize topographically-dependent variability for soil moisture downscaling. Journal of Hydrology, 516: 304-316 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2014.01.030]
- Wu X L, Walker J P, Rüdiger C, Panciera R and Gao Y. 2017. Mediumresolution soil moisture retrieval using the bayesian merging method. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55(11): 6482-6493 [DOI: 10.1109/tgrs.2017.2728808]
- Xin Q, Li Z F, Li R J, Guo T, Wu M and Pan J J. 2016. Downscaling AMSR-E soil moisture data based on temperature vegetation drought index in Eastern China. Research of Agricultural Modernization, 37(5): 956-963 (辛强, 李兆富, 李瑞娟, 郭泰, 吴敏, 潘剑 君. 2016. 基于温度植被干旱指数的华东地区 AMSR-E土壤水 分数据的空间降尺度研究. 农业现代化研究, 37(5): 956-963) [DOI: 10.13872/j.1000-0275.2016.0099]
- Ye Q Y, Chai L N, Jiang L M and Zhao T J. 2014. A disaggregation approach for soil phase transition water content using AMSR2 and MODIS products. Journal of Remote Sensing, 18(6): 1147-1157 (叶勤玉,柴琳娜,蒋玲梅,赵天杰. 2014. 利用 AMSR2 和 MO-DIS 数据的土壤冻融相变水量降尺度方法. 遥感学报, 18(6): 1147-1157) [DOI: 10.11834/jrs.20144093]
- Zhan X W, Houser P R, Walker J P and Crow W T. 2006. A method for retrieving high-resolution surface soil moisture from Hydros L-Band radiometer and radar observations. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 44(6): 1534-1544 [DOI: 10. 1109/TGRS.2005.863319]
- ZHANG Y, JIA Z Z, LIU S M, XU Z W, XU T R, YAO Y J, MA Y F, SONG L S, LI X, HU X, WANG Z Y, GUO Z X and ZHOU J. 2020. Advances in validation of remotely sensed land surface evapotranspiration.. Journal of Remote Sensing, 24(8): 975-999

(张圆,贾贞贞,刘绍民,徐自为,徐同仁,姚云军,马燕飞,宋立 生,李相,胡骁,王泽宇,郭枝虾,周纪.2020. 遥感估算地表蒸散 发真实性检验研究进展.遥感学报,24(8):975-999) [DOI: 10. 11834/jrs.20209099] 6494-6504 [DOI: 10.1109/tgrs.2017.2728815]

Zhou Z, Zhao S J and Jiang L M. 2016. Downscaling methods of passive microwave remote sensing of soil moisture. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 52(4): 479-485 (周壮, 赵少杰, 蒋玲梅. 2016. 被动微波遥感土壤水分产品降尺度方法 研究综述. 北京师范大学学报(自然科学版), 52(4): 479-485) [DOI: 10.16360/j.cnki.jbnuns.2016.04.013]

A primary study on downscaling microwave soil moisture with MOD16 and SMAP

SUN Hao¹, ZHOU Baichi¹, LI huan², RUAN Lin¹

 College of Geoscience and Surveying Engineering, China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China;
 Remote Sensing Survey and Mapping Institute of Ningxia Hui Autonomous Region (Ningxia Remote Sensing Center), Yinchuan 750021, China

Abstract: Improving the spatial resolution of microwave Soil Moisture (SM) production is of great significance for hydrological and agricultural applications on a regional scale. Downscaling microwave satellite SM with optical/thermal infrared and microwave fusion method shows great application potential. However, it mostly relies on remote sensing surface temperature (LST) or the SM index derived by LST decomposition, which is limited by the cloud contamination problems, LST decomposition uncertainties, and the decoupling effect between LST and SM. To circumvent these problems, we made a primary study on downscaling microwave SM by coupling MOD16 and SMAP data. In this study, we constructed three parameterized downscaling functions (i.e., exponent, cosine, cosine squared) between Land surface Evapotranspiration Efficiency (LEE) and SM. MOD16 products is employed to calculate LEE, which has a spatial resolution of 500 m. Combining the parameterized downscaling functions and the high-resolution LEE, original SMAP SM (spatial resolution, 36 km) data were successfully downscaled to a spatial resolution of 500m. The downscaled SM was evaluated in terms of dynamic range, energy conservation, in situ SM at sparse stations, and in situ SM at Core Validation Station (CVS). Results demonstrated that the downscaling algorithm increases the spatial detail characteristics of original SM, maintains the dynamic range of SM, and preserves energy during the downscaling process. Moreover, it maintains the performance of the original SM as compared with in situ SM at CVS and sparse stations. Sensitivity analysis showed that the cosine-square downscaling function is less sensitive to errors in MOD16 production than the other two downscaling functions.

Key words: microwave soil moisture, spatially downscaling, land surface evapotranspiration efficiency, MOD16, SMAP Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41871338); Ningxia Key Research and Development Program (No.2018BEG03069); Yue Qi Young Scholar Project, CUMTB2018; Fundamental Research Funds for the Central Universities

Zhao W, Li A N and Zhao T J. 2017. Potential of estimating surface soil moisture with the triangle-based empirical relationship model. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 55(11):