

引用格式: Cao Gaoyan, Yang Na. Research on L-MEB Brightness Temperature Simulation based on Key Auxiliary Parameter Data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2022, 37(6): 1385-1391. [曹高岩, 杨娜. 基于关键辅助参数数据的L-MEB亮度温度模拟研究[J]. 遥感技术与应用, 2022, 37(6): 1385-1391.]  
DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2022.6.1385

## 基于关键辅助参数数据的L-MEB亮度温度模拟研究

曹高岩, 杨娜

(河南理工大学 测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454003)

**摘要:** 土壤水分在陆地和大气的能量交换和水循环中扮演十分重要的作用。以SMOS为代表的微波遥感卫星是目前获取全球土壤水分信息的主要途径, 在其反演算法中, 亮度温度(亮温)的模拟是求取土壤水分的重要前置环节。以L-MEB模型为核心, 利用ISMN环境温、湿实测数据和SoilGrids土壤质地数据, 研究关键辅助参量对亮温模拟的影响, 以及利用丰富、可靠的实测数据模拟亮温的可行性。结果表明: 土壤水分和土壤温度在时间上具有瞬变性, 对亮温的模拟产生随机性影响, 而砂土和黏土含量在时间上具有稳定性, 属于缓变类背景参量, 对亮温的模拟产生系统性影响; 研究模拟的H和V极化亮温与SMOS模拟亮温的相关系数分别达到0.59、0.65, 初步证实了以ISMN实测数据和SoilGrids土壤质地数据作为辅助数据进行亮温模拟可行、有效。

**关键词:** 亮度温度; L-MEB模型; 土壤水分; SMOS; ISMN; SoilGrids

**中图分类号:** S152.7; TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2022)06-1385-07

### 1 引言

土壤水分在陆地和大气的交互作用中扮演着十分重要的作用, 不仅影响降水、径流、入渗等水文过程, 同时也是支撑气候演变、灾害预测等研究的基础信息<sup>[1-6]</sup>。如何精准地获取土壤水分信息一直是遥感研究的前沿和热点课题。

星载微波遥感目前已经成为获取土壤水分信息的主要途径<sup>[7]</sup>, 它对土壤水分的算法包括亮度温度(亮温, TB)的正向模拟和土壤水分(SM)的反向求解两部分。亮温的正向模拟主要描述地面端微波辐射经过植被和大气衰减到达辐射计天线端的整个辐射传输过程; 土壤水分的反向求解就是通过构建代价函数, 采用迭代的方法, 通过调整模型的参数, 使模型模拟的亮温和传感器观测的亮温之间差值达到最小, 从而实现土壤水分的反演<sup>[3,8]</sup>。

Njoku<sup>[9]</sup>等人提出多频算法, 基于地表和大气辐射的辐射传输模型(RT), 利用卫星微波辐射计数据, 在6—18 GHz频率范围内反演土壤水分、植被含水量、地表温度。Jackson等<sup>[10]</sup>提出了单通道算法(Single-channel algorithm, SCA), 认为植被可以影响土壤水分的观测, 将植被视为一个衰减层, 用其透射率来表示, 并且植被衰减随着波长的减小而增大, 使用植被冠层辅助信息进行植被影响校正。O'Neill等<sup>[11]</sup>提出了双通道算法(Dual-channel algorithm, DCA), 使用H极化和V极化亮温, 通过构建代价函数, 同时反演土壤水分和植被光学厚度。Owe等<sup>[12-14]</sup>提出地面参数反演模型(Land Parameter Retrieval Model, LPRM), 把微波极化差值指数作为土壤水分和植被光学厚度的函数, 采用非线性优化迭代方法, 同时反演土壤水分和植被光学厚度。

在这些算法中(SCA, DCA, LPRM)都以 $\tau-\omega$

收稿日期: 2021-10-21; 修订日期: 2022-10-18

基金项目: NSFC—区域创新发展联合基金重点项目(U21A20108)。

作者简介: 曹高岩(1993—), 男, 河南商丘人, 硕士研究生, 主要从事微波遥感土壤水分反演研究。E-mail: 1129294840@qq.com

通讯作者: 杨娜(1980—), 女, 黑龙江大庆人, 博士, 讲师, 主要从事微波遥感土壤水分反演与应用研究。E-mail: yangna800522@foxmail.com

模型作为正向模型,该模型由 Mo 等<sup>[15]</sup>提出,将植被视为在潮湿的土壤上具有恒定温度的均匀层,是包含植被光学厚度 $\tau$ 和单次散射反照率 $\omega$ 两个参量的零阶辐射传输模型;Wigneron 等<sup>[16]</sup>基于 $\tau$ - $\omega$ 模型开发了 L-MEB 模型,考虑了植被冠层内的衰减和散射效应,把冠层内的降水截留、表面粗糙度、等效土壤温度、植被衰减等整合到模型中。

2009 年 11 月 (ESA) 发射了土壤水分和海洋盐度专题卫星 SMOS (Soil Moisture and Ocean Salinity)<sup>[17]</sup>,它利用 L 波段二维综合孔径干涉微波辐射计,采用多角度和全极化观测方式,为快速获取全球土壤水分信息提供了新的思路和实践方法。

SMOS 对土壤水分的反演就是以 L-MEB 模型为核心,其中的土壤水分、土壤温度、土壤质地、植被温度是关键的辅助参数,为了快速、业务化地反演全球土壤水分,针对这些关键参数,SMOS 来自于欧洲中期天气预报中心 (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF) 的土壤水分、植被温度和国际卫星地面气候学项目 (International Satellite Land-Surface Climatology Project Initiative II, ISLSCP II) 的土壤质地数据作为输入量进行亮温模拟<sup>[18-19]</sup>。为了使反演的土壤水分具有本地化的特征和适用性,研究基于 L-MEB<sup>[16,20]</sup>模型,利用国际土壤水分网络 (International Soil Moisture Network, ISMN) 数据集中的土壤水分、土壤温度、气温数据和全球数字土壤制图系统 (SoilGrids) 中的黏土和砂土含量数据作为输入量,尝试对亮温进行模拟,探索亮温与关键地表参量之间的量化影响关系,为土壤水分反演算法的优化提供实践参考。

## 2 数 据

研究使用了 3 种数据:① ISMN 实测数据,使用其中的 0.05 m 土壤水分、0.05 m 和 0.5 m 土壤温度、1.5 m 气温 4 项参量;② SoilGrids 数据,使用砂土含量和黏土含量 2 项参量;③ SMOS L2 数据,使用了土壤水分、H 和 V 极化亮温 (模拟) 3 项参量。3 种数据都选用的是 2018 年的数据。

### 2.1 ISMN 实测温湿数据

ISMN 是一个建立和维护全球实测土壤水分数据库的国际合作组织,为验证和改进全球卫星产品以及地表、气候和水文模型提供重要数据支撑<sup>[21-22]</sup>。该数据集可提供不同深度的土壤水分和土壤温度、气温等观测值,其中土壤水分为体积含水量

( $\text{m}^3/\text{m}^3$ )。

研究使用的是 0.05 m 的土壤水分 (sm\_0.050000\_0.050000,  $\text{m}^3/\text{m}^3$ )、0.05 m 和 0.5 m 的土壤温度 (ts\_0.050000\_0.050000, ts\_0.500000\_0.500000,  $^{\circ}\text{C}$ )、1.5 m 的气温 (ta\_-1.500000\_-1.500000,  $^{\circ}\text{C}$ ) 这四项参量的数据 (<https://ismn.geo.tuwien.ac.at/en/>), 存储时间间隔均为小时级,用于进行亮温模拟。

### 2.2 SoilGrids 土壤质地数据

SoilGrids 由国际土壤信息中心开发,采用机器学习方法绘制全球范围内 250 m 空间分辨率的土壤特性图<sup>[23]</sup>。可为用户提供全球 6 个深度区间 (5、15、30、60、100、200 cm) 的土壤黏土含量、砂土含量等参量。研究使用的是 5 cm 深度的黏土 (Clay content, C%)、砂土含量 (Sand, S%) 数据 (<http://Soilgrids.org>), 用于进行亮温模拟。

### 2.3 SMOS 土壤水分和亮温数据

SMOS 对土壤水分的观测空间分辨率为 35—50 km, 时间分辨率为 1—3 d, 精度约为  $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。它针对土壤水分设计了 L2、L3 和 L4 3 种级别的数据, 其中的 L2 数据是以 L1 级观测亮温和模拟亮温为输入的直接反演输出, 未进行 L3 和 L4 级的单日或全球合成处理, 具有算法上的代表性。因此, 研究使用 SMOS L2 数据中的土壤水分 (Soil\_Moisture,  $\text{m}^3/\text{m}^3$ ) 和 H、V 极化亮温 (TB\_TOA\_Theta\_B\_H、V, K)<sup>[24]</sup> 数据 (<https://smos-diss.eo.esa.int/>), 用于进行亮温的对比分析。

## 3 数据预处理

首先对 ISMN 数据进行筛选和质量控制, 原则如下: ① 对观测要素控制: 每个监测点观测的数据必须同时包含 0.05 m 土壤水分、0.05 m 和 0.5 m 土壤温度、1.50 m 气温 4 个要素; ② 对数据质量控制: 每个监测点观测的 4 个要素的有效观测数据 (质量标志 G) 需要大于全年观测数据的一半 ( $365 \times 24 \times 50\%$ )。ISMN 站网中共有 RISMA 和 USCRN 两个站网的 92 个站点通过了质量控制, 它们的空间分布如图 1 所示。

由于 SMOS、ISMN 和 SoilGrids 这 3 种来源的数据具有不同的时间和空间属性, 需要进行统一。其中, SMOS 空间上是大尺度格点式的, 只提供格点中心的经纬度信息, 时间是包含有小时、分、秒的时间戳 (UTC 时间); ISMN 在空间上是单点式的, 以经纬度标记位置, 时间是逐小时的 (UTC 时间);

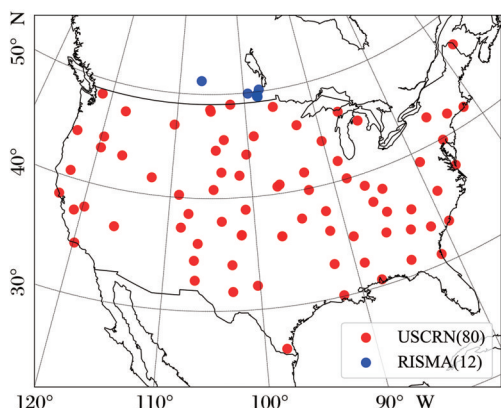


图1 ISMN筛选合格站点分布图

Fig.1 Distribution of ISMN Qualified Sites

而 SoilGrids 的空间尺度是 250 m, 每个栅格单元有经纬度标记位置, 没有时间标记。研究采用的原则为, 以 ISMN 的时间和点位为参照: 在时间上, 将 SMOS 的时间戳取到小时位进行匹配; 在空间上, 按照站点 (ISMN) 到格点 (SMOS、SoilGrids) 中心距离最小进行匹配。

## 4 方法

SMOS 基于 L-MEB 模型对亮温进行模拟, 计算方式如式(1):

$$TB_p = TB_{atm} + \exp(-\tau_{atm}) [TB_{atm} + TB_{sk} \exp(-\tau_{atm})] r_{gp} \exp(-2\tau_c) + \exp(-\tau_{atm}) [e_{gp} T_g \exp(-\tau_c) + T_c (1 - \omega) (1 - \exp(-\tau_c)) (1 + r_{gp} \exp(-\tau_c))] (1)$$

其中: 下标  $p$  表示极化方式;  $r_{gp}$  表示地面反射率;  $\omega$  是单次散射反照率;  $e_{gp}$  是地表发射率,  $e_{gp} = 1 - r_{gp}$ ;  $TB_{sk}$  是宇宙背景辐射, 约为 2.7 K;  $\tau_{atm}$  为大气透过率;  $T_g$  为土壤等效温度,  $T_c$  是植被温度;  $\tau_c$  是植被光学厚度。

在 L-MEB 模型土壤等效温度  $T_g$  和地面反射率  $r_{gp}$  普遍被视为两个关键的地表参量, 其中土壤等效温度  $T_g$  的计算方法如式(2):

$$T_g = T_{soil\_depth} + C_t (T_{soil\_surf} - T_{soil\_depth}) \quad (2)$$

$$C_t = \min \{ (SM/w_0)^{bw_0}, 1 \}$$

其中:  $T_{soil\_surf}$  是浅层土壤温度;  $T_{soil\_depth}$  是深层土壤温度, 研究使用的是来自 ISMN 的 0.05 m 和 0.5 m 土壤温度。在 SMOS 过境时 (早、晚 6:00), 植被温度和气温 ( $T$ ) 近似相等, 因此研究用 ISMN 数据集中的 1.5 m 气温代替植被温度<sup>[18]</sup>。  $C_t$  是土壤水分  $SM$  和频率的函数, 同时依赖于土壤质地和结构, 其中半经验参数  $w_0 = 0.3 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,  $bw_0 = 0.3 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。

地面反射率  $r_{gp}$  的计算方法如式(3):

$$r_{gp}(\theta) = ((1 - QR) r_{bp} + QR r_{bq}) \exp(-HR(SM)) \cos^{NR_p}(\theta) \quad (3)$$

其中:  $QR$  是极化混合因子;  $NR_p$  是粗糙度与入射角的关系函数;  $r_{bq}$  是不同极化方式下光滑地表反射率;  $SM$  是土壤水分;  $HR$  是有效地表粗糙度函数, 受到砂土 ( $S$ ) 和黏土含量 ( $C$ ) 的影响;  $r_{bp}$  是非涅尔反射方程, 它是土壤介电常数和入射角的函数。研究以  $42.5^\circ$  为入射角, 采用 Mironov 介电常数模型, 其它参数具体取值采用 SMOS 算法说明文件中给出的建议值<sup>[19]</sup>, 如表 1 所示。

表1 参数取值

Table 1 Parameter values

| 参数名称    | 参考值                        |
|---------|----------------------------|
| 地表反射率   | $QR=0.0 \quad N_p=2.0$     |
| 植被光学厚度  | $\tau=0.24$                |
| 单次散射反照率 | $\omega=0$                 |
| 土壤等效温度  | $b_{w0}=0.3 \quad w_0=0.3$ |

## 5 结果与讨论

### 5.1 量化关系分析

研究基于 L-MEB 模型, 以 ISMN 实测温湿数据和 SoilGrids 土壤质地数据作为输入量进行亮温模拟, 分析亮温与土壤水分和土壤温度 (0.05 m) 的量化关系, 结果如图 2。可见土壤水分和土壤温度 (0.05 m) 对于亮温的影响均表现出一定的规律性; 亮温随着土壤水分的增加而逐渐减小, 随土壤温度 (0.05 m) 的升高而亮温逐渐增大。

H、V 极化亮温和土壤水分之间的相关系数分别为 -0.88、-0.79, 表明极化亮温与土壤水分相关性较强。随着土壤水分变化, H 极化亮温的变化范围大于 V 极化亮温, 表明 H 极化亮温较 V 极化亮温对土壤水分更加敏感。土壤温度 (0.05 m) 和 H、V 极化亮温之间的相关系数分别为 0.73 和 0.55, 也显示出较强的相关性, 且极化差异较为明显。

为了量化亮温与浅层土壤温度 (0.05 m) 和深层土壤温度 (0.5 m) 之间的关系, 研究分析了它们的相关性, 结果如图 3。从整体来看, 随着浅层、深层土壤温度的增加, 亮温逐渐增大; 亮温与这两层土壤温度均具有较好的相关系数分别为 0.55、0.73 和 0.52、0.66。对比可知, V 极化亮温与浅层、深层土壤温度的相关性比 H 极化亮温与浅层、深层土壤温度的相关性更显著, 同时浅层土壤温度对亮温的影响大于深层土壤温度对亮温的影响, 并且随着土壤温度的增加, H 极化亮温的变化范围大于 V 极化亮



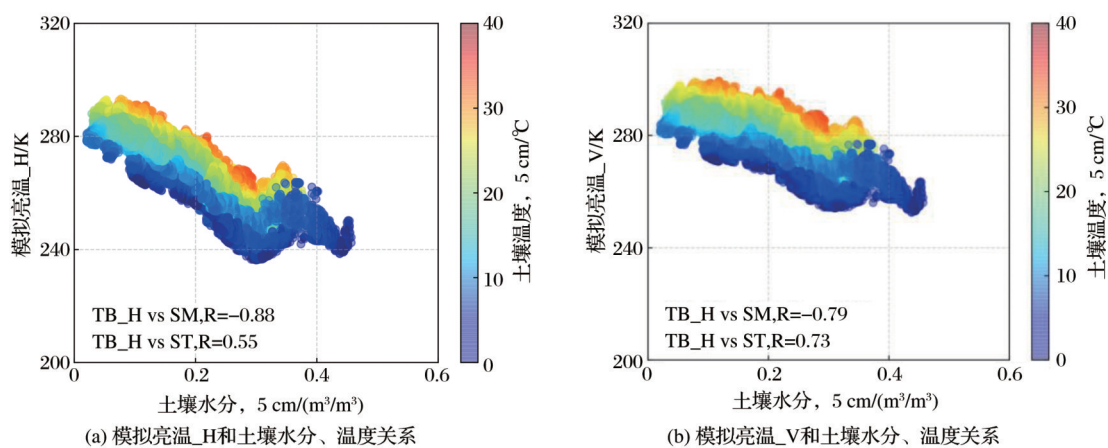


图 2 模拟亮温和土壤水分、土壤温度 (5 cm) 的量化关系

Fig.2 Relationship between simulated brightness temperature and soil moisture and soil temperature (5 cm)

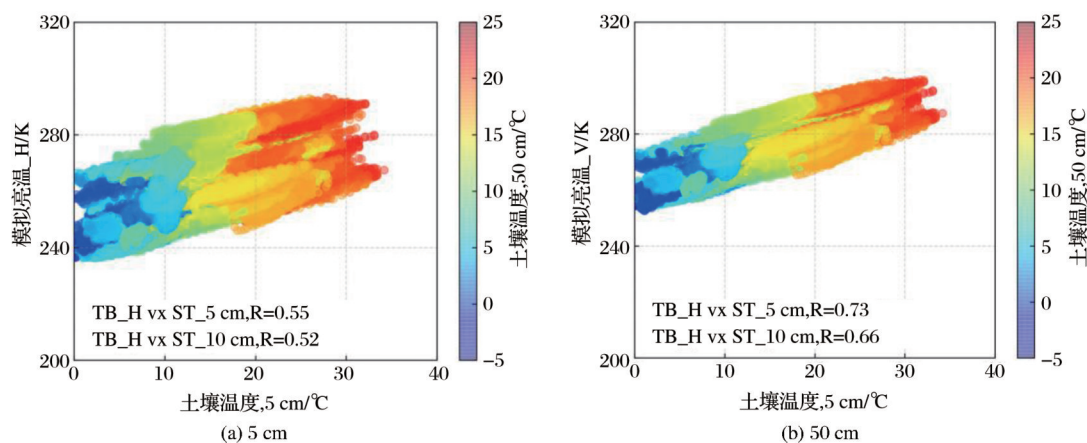


图 3 模拟亮温与土壤温度 (5、50 cm) 量化关系

Fig. 3 Relationship between simulated brightness temperature and soil temperature (5, 50 cm)

温的变化范围。

一般认为在 SMOS 过境时段 (早, 晚 6:00) 植被温度和近地面气温近似相等, 在 SMOS 土壤水分反演算法中采用气温代替植被温度进行亮温模拟<sup>[18]</sup>。因此, 研究以 ISMN 实测气温数据代替植被温度进

行亮温模拟, 并分析了亮温与土壤温度 (0.05 m) 和植被温度三者之间的关系, 结果如图 4。亮温随着土壤温度 (0.05 m) 和植被温度的升高逐渐增大。植被温度和 H、V 极化亮温的相关系数分别为 0.57、0.70; 土壤温度 (0.05 m) 和 H、V 极化亮温的相关系

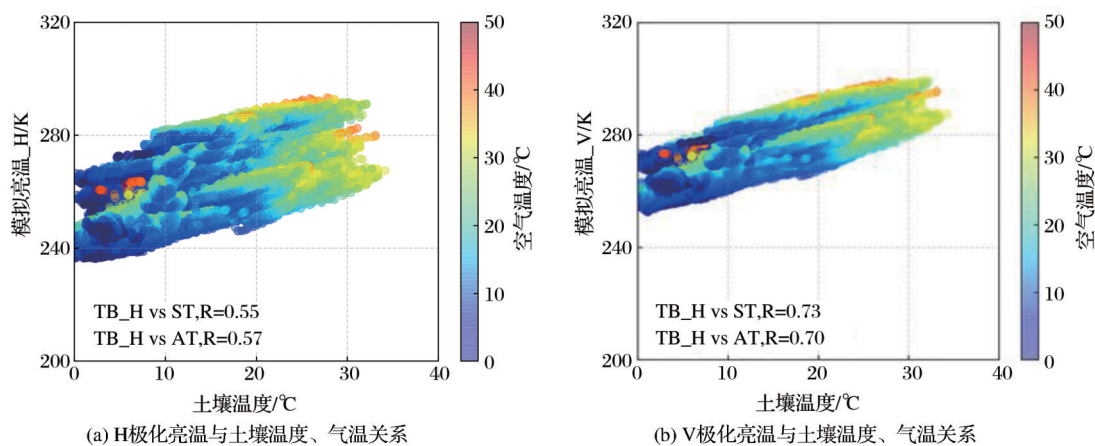


图 4 模拟亮温与土壤温度, 气温关系图

Fig. 4 The relationship between simulated brightness temperature and soil temperature, air temperature

数分别为0.55、0.73,表明亮温与土壤和植被温度之间的相关性较为显著,且H极化亮温较V极化亮温对温度更为敏感。

由L-MEB模型可知,土壤黏土含量(C)和砂土含量(S)通过地表发射率对亮温模拟产生影响。以SoilGrids土壤质地数据为输入量,分析其与亮温的关系,结果如图5。由于黏土和砂土含量在时间上具有缓变性,在一定程度上可视为静态参数,而亮温受温湿参量影响显著,具有强烈的动态变化特

征。因此,初步来看亮温与黏土含量和砂土含量之间未显示出清晰的量化关系。

## 5.2 模拟对比分析

将模拟亮温与SMOS L2数据中配置的模拟亮温进行对比分析。首先分别就H、V极化亮温做差,进而按照正、负两个方面统计亮温差异的数值分布情况,结果如表2;同时查看本文模拟亮温和SMOS亮温对土壤水分差值(ISMN-SMOS L2)的数值分布情况,结果如图6所示。

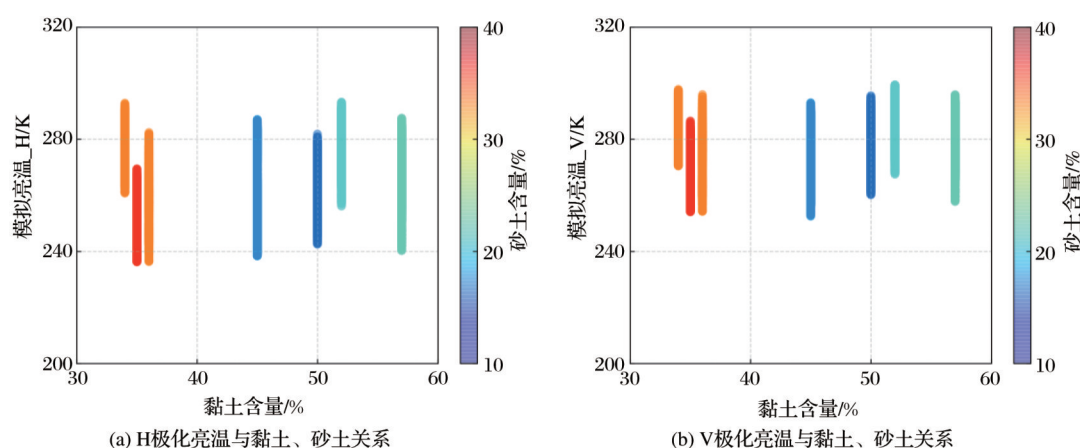


图5 模拟亮温和黏土、砂土含量关系

Fig.5 Relationship between simulated brightness temperature and clay and sand content

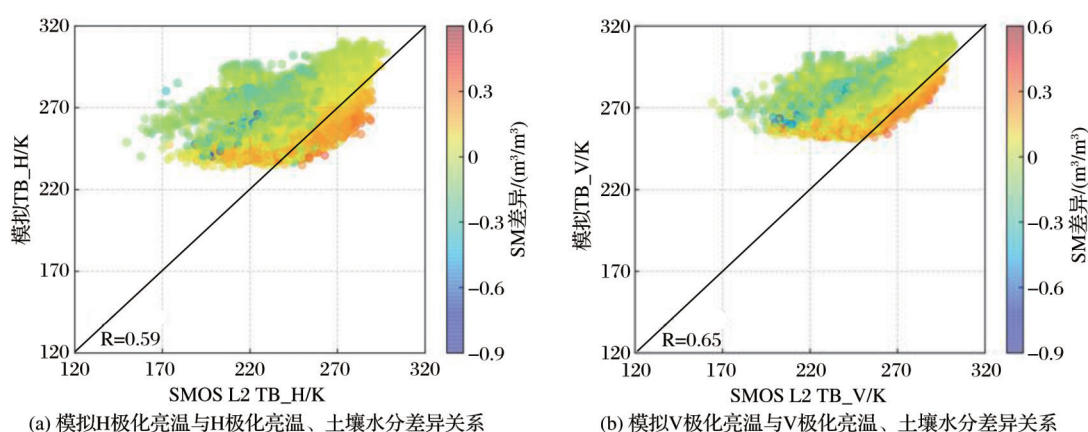


图6 模拟亮温、SMOS L2亮温和土壤水分差异

Fig.6 Relationship between simulated brightness temperature, SMOS L2 brightness temperature and soil moisture difference

其中模拟亮温和SMOS模拟亮温的H、V极化相关系数分别为0.59、0.65,具有较为明显的一致性。结合表2可见,模拟亮温和SMOS L2模拟亮温差值:H极化亮温正差占87%、负差占13%,平均值分别为21.271 K、-6.172 K;V极化亮温正差占94%、负差占6%,平均值分别为18.910 K、-3.235 K,两者总的平均差值对H极化亮温为17.854 K;对V极化亮温为18.174 K。对比发现本文的模拟亮温较

SMOS亮温略高,原因可能在于支持两种亮温模拟的输入参量存在时间、空间和深度上的差异。

## 6 结语

基于L-MEB模型,使用ISMN温湿数据和SoilGrids土壤质地数据作为关键辅助参数来进行亮温的模拟,并将模拟结果与SMOS L2模拟亮温进行比较,结果表明:

表 2 亮温差异

Table 2 Comparison of brightness temperature

| TB <sub>L-MEB</sub> -TB <sub>SMOS</sub> /K |    | H       | V       | 正负比例 |     |
|--|----|---------|---------|------|-----|
|  |    |         |         | H    | V   |
| 正差   | 最小 | 0.003   | 0.001   |      |     |
|  | 平均 | 21.271  | 18.910  | 87%  | 94% |
|  | 最大 | 108.120 | 108.405 |      |     |
| 负差   | 最小 | -29.671 | -13.430 |      |     |
|  | 平均 | -6.172  | -3.235  | 13%  | 6%  |
|  | 最大 | -0.001  | -0.006  |      |     |
| 总差   |    | 17.854  | 18.174  |      |     |

(1)模拟亮温与 SMOS 模拟亮温具有明显相关性,初步证实其具有可靠性。

(2)环境温湿参量具有较强的时空瞬变性,对亮温的模拟产生随机性的显著影响;亮温对土壤水分的敏感度强于土壤温度,而土壤温度对亮温的影响又大于植被温度。

(3)黏土含量和砂土含量在时间和空间上具有一定的稳定性,对亮温模拟产生系统性的非显著影响。

本文利用实测的土壤水分数据、土壤温度数据和更精细尺度的砂土、黏土数据作为输入量进行微波亮温的模拟,证实其方法可行、结果可信,为亮温模拟和土壤水分反演策略的优化提供了实践思路和方法。但研究中也存在不足之处,主要表现在对亮温模拟所采用的输入量和辅助数据无法和 SMOS L2 官方模拟亮温达到完全一致,致使二者之间的比较限于形式上,在后续研究中将予以改进。

参考文献 (Reference):

[1] Zhao Tianjie. The new development and future prospects of the L-band of passive microwave inversion of soil moisture [J]. Progress in Geography, 2018, 37(2): 198-213.[赵天杰, 被动微波反演土壤水分的 L 波段新发展及未来展望[J]. 地理科学进展, 2018, 37(2): 198-213.]

[2] Liu J, Chai L, Dong J, *et al.* Uncertainty analysis of eleven multisource soil moisture products in the third pole environment based on the three-corned hat method[J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 255: 112225. DOI: 10.1016/j.rse.2020.112225.

[3] Lao Congkun, Yang Na, Xu Shaobo, *et al.* Research on the influence of retrieval strategy on SMOS soil moisture retrieval algorithm[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(1): 65-73.[劳从坤, 杨娜, 徐少博, 等. 反演策略对 SMOS 土壤水分反演算法的影响研究[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(1): 65-73.]

[4] Dharssi I, Bovis K J, Macpherson B, *et al.* Operational assim-

ilation of ASCAT surface soil wetness at the Met Office[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2011, 15(8): 2729-2746.

[5] Brocca L, Melone F, Moramarco T, *et al.* Improving runoff prediction through the assimilation of the ASCAT soil moisture product[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2010, 14(10): 1881-1893.

[6] Sun Jingxia, Zhang Dongyou, Hou Yuchu. Collaborative inversion of forest surface soil moisture based on multi-source remote sensing data[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(3): 564-570.[孙景霞, 张冬有, 侯宇初. 基于多源遥感数据协同反演森林地表土壤水分研究[J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(3): 564-570.]

[7] Yang Tao, Gong Huili, Li Xiaojuan, *et al.* Research progress in remote sensing monitoring of soil moisture[J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(22): 6264-6277.[杨涛, 宫辉力, 李娟, 等. 土壤水分遥感监测研究进展[J]. 生态学报, 2010, 30(22): 6264-6277.]

[8] Al-Yaari A, Wigneron J P, Ducharne A, *et al.* Global-scale evaluation of two satellite-based passive microwave soil moisture datasets (SMOS and AMSR-E) with respect to Land Data Assimilation System estimates[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 149: 181-195. DOI: 10.1016/j.rse.2014.04.006.

[9] Njoku E G, Li L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6-18 GHz [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(1): 79-93.

[10] Jackson T J. III. Measuring surface soil moisture using passive microwave remote sensing[J]. Hydrological Processes, 1993, 7(2): 139-152.

[11] O'Neill P, Bindlish R, Chan S, *et al.* Algorithm Theoretical Basis Document. Level 2 & 3 Soil Moisture (Passive) Data Products[C]//SMAP Science Documents, 2018.

[12] Owe M, de Jeu R, Holmes T. Multisensor historical climatology of satellite-derived global land surface moisture[J]. Journal of Geophysical Research, 2008, 113(F1). DOI: 10.1029/2007JF000769.

[13] 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.

[14] Zhao T, Shi J, Entekhabi D, *et al.* Retrievals of soil moisture and vegetation optical depth using a multi-channel collaborative algorithm [J]. Remote Sensing of Environment, 2021, 257: 112321. DOI: 10.1016/j.rse.2021.112321.

[15] Mo T, Choudhury B J, Schmugge T J, *et al.* A model for microwave emission from vegetation-covered fields[J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1982, 87(C13): 11229-11237.

[16] Wigneron J P, Kerr Y, Waldteufel P, *et al.* L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) Model: Descrip-

- tion and calibration against experimental data sets over crop fields[J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 107(4): 639-655.
- [17] Kerr Y H, Waldteufel P, Wigneron J, *et al.* The SMOS mission: New tool for monitoring key elements of the global water cycle[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(5): 666-687.
- [18] Kerr Y H, Waldteufel P P, Wigneron J P, Ferrazzoli P, *et al.* The SMOS soil moisture retrieval algorithm[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(5): 1384-1403.
- [19] Mahmoodi A, Buchan I. Algorithm theoretical basis document (ATBD) for the SMOS level 2 soil moisture processor development continuation project[C]// Eur. Space Agency Array Syst. Comput. Inc., Toronto, ON, Canada, Tech. Rep. SO-TN-ARR-L2PP-0037, 2011.
- [20] 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.
- [21] Dorigo W A, Wagner W, Hohensinn R, *et al.* The international soil moisture network: A data hosting facility for global in situ soil moisture measurements[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2011, 15(5): 1675-1698.
- [22] Dorigo W A, Xavier A, Vreugdenhil M, *et al.* Global automated quality control of in situ soil moisture data from the International Soil Moisture Network[J]. Vadose zone journal, 2013, 12(3): 1-21.
- [23] Hengl T, Mendes De Jesus J, Heuvelink G B M, *et al.* SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning [J]. PLOS ONE, 2017, 12(2): e169748. DOI: 10.1371/journal.pone.0169748.
- [24] Talone M, Portabella M, Martinez J, *et al.* About the optimal grid for SMOS Level 1C and Level 2 products[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2015, 12(8): 1630-1634.

## Research on L-MEB Brightness Temperature Simulation based on Key Auxiliary Parameter Data

Cao Gaoyan, Yang Na

(School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University,  
Jiaozuo 454003, China)

**Abstract:** Soil moisture plays a very important role in the energy exchange and water cycle between land and atmosphere. At present, microwave remote sensing satellites represented by SMOS are the main way to obtain global soil moisture information, and the brightness temperature simulation is a crucial link in the SMOS satellite retrieval algorithm. Based on the L-MEB model, this paper investigates the influence of key auxiliary parameters on brightness temperature simulation and the feasibility of using rich and reliable measured data to simulate brightness temperature using ISMN measured data and SoilGrids soil texture data. The results show that soil moisture and soil temperature are transient in time and have a stochastic effect on the brightness temperature simulation, while sand and clay content are stable in time and belong to the slowly varying background parameters, which have a systematic effect on the brightness temperature simulation. The correlation coefficients between the simulated H- and V- polarized brightness temperatures and SMOS simulated brightness temperatures in this paper reached 0.59 and 0.65, respectively, which proved that it is feasible and effective to use ISMN measured data and SoilGrids data as auxiliary data for brightness temperature simulation.

**Key words:** Brightness temperature; L-MEB Model; Soil Moisture; SMOS; ISMN; SoilGrids