

引用格式: Hu Lu, Zhao Tianjie, Shi Jiancheng, *et al.* Evaluation of Soil Moisture Retrieval Algorithms based on Ground-based Microwave Radiation Observation[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(1): 74-84. [胡路, 赵天杰, 施建成, 等. 基于地基微波辐射观测的土壤水分反演算法评估[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(1): 74-84.]
doi:10.11873/j.issn.1004-0323.2020.1.0074

基于地基微波辐射观测的土壤水分反演算法评估

胡路^{1,2}, 赵天杰¹, 施建成¹, 李尚楠³, 樊东², 王平凯⁴, 耿德源^{1,2},
肖青¹, 崔倩⁵, 陈德清⁵

(1. 中国科学院遥感与数字地球研究所 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101;
2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 93920部队, 陕西 西安 710061;
4. 上海航天电子通讯设备研究所, 上海 201109;
5. 水利部信息中心, 北京 100053)

摘要:当前常用的被动微波土壤水分反演算法有水平极化单通道算法、垂直极化单通道算法、双通道算法、微波极化差比值算法和扩展双通道算法, 5种反演算法具有不同的差异, 对这些反演算法进行系统的评估和分析将有助于反演算法的改进和星载高精度土壤水分产品的发布。为了避免直接采用卫星产品验证时的尺度匹配、空间异质性问题, 基于地基L波段微波辐射观测以及配套的土壤和植被参数测量数据, 对这5种反演算法进行了实现、对比和分析, 得出以下结论: ①单通道算法具有最佳的反演性能, 水平极化单通道算法反演结果具有最高的相关性(相关性系数 $R=0.83$), 垂直极化单通道算法反演结果具有最小的反演误差(均方根误差 $RMSE=0.028\text{ m}^3/\text{m}^3$, 偏差 $BIAS=-0.011\text{ m}^3/\text{m}^3$), 但单通道算法需要精确的植被含水量输入; ②其余3种算法能脱离植被辅助数据的使用, 性能略差但也能满足星载微波传感器的探测指标要求(小于等于 $0.04\text{ m}^3/\text{m}^3$); 其中, 扩展双通道算法和微波极化差比值算法的土壤水分反演结果比双通道算法略差, 但本例中扩展双通道算法在植被含水量反演方面更具优势。

关键词:土壤水分; 微波辐射计; L波段; 反演算法

中图分类号: TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)01-0074-11

1 引言

土壤水分是全球水循环的重要组成部分, 是控制陆地与大气间水热能量交换的一个关键参数。土壤水分的蒸发会影响地表向大气输送的显热、潜热和长波辐射能量的改变, 进而影响气候的变化^[1]; 土壤水分是监测洪水与山体滑坡的重要变量, 高分辨率的土壤水分可以提高洪水的预报精度, 尤其是

在洪水灾害频发的大尺度流域地区^[2]; 土壤水分还是作物生长发育的一个关键影响因素, 对于大面积的耕地, 快速地估算土壤水分将有助于农业生产管理^[3]。因此, 持续可靠的地表土壤水分监测将有助于气象与气候预报、干旱与洪涝灾害监测, 以及帮助人们更好地理解全球水、碳和能量循环的过程。微波散射和辐射信号对介质的介电常数非常敏感,

收稿日期: 2019-02-16; 修订日期: 2020-01-06

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFE0117300, 2017YFC0405802), 国家重大科学研究计划(2015CB953701), “十三五”民用航天预先研究项目“陆地水资源卫星系统技术”(Y7D0070038), 中国科学院青年创新促进会项目(2016061)。

作者简介: 胡路(1994—), 男, 湖北潜江人, 硕士研究生, 主要从事微波遥感反演土壤水分研究。E-mail: hulu@radi.ac.cn。

通讯作者: 赵天杰(1985—), 男, 河南周口人, 副研究员, 主要从事微波遥感研究。E-mail: zhaotj@radi.ac.cn。

而水和干土的介电常数存在非常明显的差异,并且微波遥感不受天气影响,可以全天时全天候观测,对植被具有一定穿透能力等特点,在地表土壤水分监测方面有着独特的优势。

当前针对星载被动微波传感器发展的主流反演算法有水平极化单通道算法(Single Channel Algorithm at H-polarization, SCA-H)、垂直极化单通道算法(Single Channel Algorithm at V-polarization, SCA-V)、双通道算法(Dual Channel Algorithm, DCA)、微波极化差比值算法(Microwave Polarization Ratio Algorithm, MPRA)和扩展双通道算法(Extend-Dual Channel Algorithm, E-DCA),这5种算法也是SMAP卫星(Soil Moisture Active Passive)被动微波土壤湿度产品的备选算法^[4]。不同算法之间有着不同的性能差异,许多学者针对各种算法的土壤湿度产品也进行过地面验证的研究。Chan等^[5]曾使用核心站点数据对SMAP卫星单通道算法(水平和垂直极化)和双通道算法的土壤水分产品作了验证,验证结果显示垂直极化单通道算法的土壤水分产品精度最高;Zeng等^[6]使用美国和欧洲地面站点数据也证实了SMAP被动微波土壤水分产品的可靠性;Ma等^[7]使用黑河流域地面观测数据对SMAP卫星的被动、主动和主被动结合的土壤湿度产品进行了多尺度验证,验证结果表明基于单通道算法的被动微波土壤湿度产品与黑河流域地面站点数据的时空特性最匹配。

然而这些验证研究是基于星载尺度产品上的,地表参数空间分布的异质性和不确定性使得在基于星载数据产品的验证中很难发现算法中存在的实际问题。地基观测试验可以获取更为精确的地面参数,包括土壤与植被的状况,使用地基观测数据进行算法评估可以更明确地进行算法性能的对比与分析。Miernecki等^[8]曾使用葡萄园的地基L波段辐射计观测数据对单通道反演算法(水平和垂直极化)、双通道反演算法和微波极化差比值反演算法进行了系统的分析和评估。该研究中的参照土壤水分并没有选用站点数据,而选择的是使用L波段辐射计观测数据并通过SMOS卫星(Soil Moisture and Ocean Salinity)的正向模型L-band Microwave Emission of Biosphere(L-MEB)^[9]迭代反演出来的土壤水分值,并且欠缺对扩展双通道算法反演性能的分析。此后,国内外鲜有使用地基试验观测数据对土壤湿度反演算法做评估和分析。本文将

立足于此,使用地基观测的L波段辐射计数据和配套的植被含水量、土壤温湿度数据对这5种主流的反演算法做系统性分析,为土壤水分反演算法的改进以及后续相关卫星算法体系的建立提供参考依据。

2 反演算法

2.1 单通道算法

单通道算法(Single Channel Algorithm)是发展最早也最成熟的算法,该算法基于0阶植被辐射传输模型(τ - ω 模型),没有考虑植被层内部与地表的多次散射,而是将植被层当作一个整体^[10]。如图1,对于L波段,大气的辐射影响可以直接忽略不计, τ - ω 模型假设卫星观测的辐射来自三部分,一是地表辐射经过植被层的衰减项,二是植被下行辐射经过地表反射然后再经过植被层衰减项,三是植被上行辐射项。

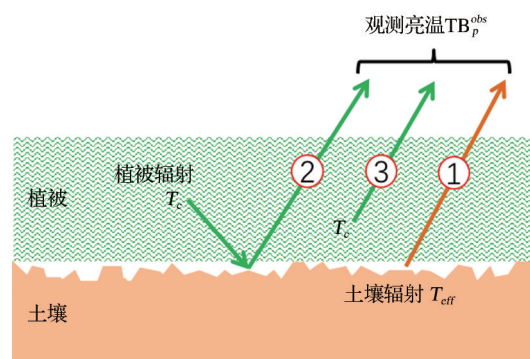


图1 L波段观测亮温组成部分(忽略了大气影响)

Fig.1 Contributions to the observed brightness temperature at L band from orbit
(Atmospheric impacts are not considered)

根据辐射传输理论可得下式:

$$TB_p = T_{eff} e^{surf} \gamma + T_c (1 - \omega) (1 - \gamma) [1 + (1 - e^{surf}) \gamma] \quad (1)$$

其中: TB_p^{obs} 为辐射计观测到的亮度温度,下标 p 表示极化方式; T_{eff} 为地表有效温度, e^{surf} 为地表发射率; T_c 为植被温度。 TB_p , T_{eff} , T_c 单位均为K。在反演过程中,通常认定植被的温度与地表温度相同; ω 为单次散射反照率; γ 为植被层对地表辐射的透过率,可以通过以下公式计算得到:

$$\gamma = e^{-\tau \cdot sec\theta} \quad (2)$$

其中: τ 为植被光学厚度。已有研究表明,植被光学厚度与植被含水量(Vegetation Water Content, VWC)存在一个线性关系^[11],即:

$$\tau = b \cdot VWC \quad (3)$$

其中: b 为植被结构参数,与微波频段和植被类型有关,VWC表示每平方米的植被重量含水量,单位为 kg/m^2 ;对于大尺度区域,植被含水量常用归一化植被指数(NDVI)或者叶面积指数(LAI)来估算^[12],而对于本文研究,采用的实测数据。经过植被信号去除之后,再经过粗糙度模型的校正^[13-14]和土壤介电常数模型^[15-17]的使用便可得到土壤含水量。图2展示了单通道算法的一般流程图。

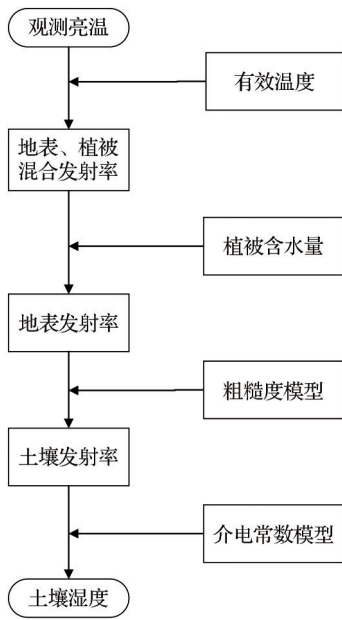


图2 单通道算法流程图

Fig.2 Flow chart of single channel algorithm

2.2 双通道算法

双通道算法(Dual Channel Algorithm)是单通道算法的扩展。该算法仍然基于 τ - ω 模型,使用水平极化亮温和垂直极化亮温来同时反演土壤含水量和植被含水量^[18]。该算法先设定土壤水分和植被含水量初始值,然后通过土壤介电常数模型、粗糙度模型、 τ - ω 模型模拟出两个极化亮温(TB^{sim}),与观测亮温(TB^{obs})建立代价函数:

$$\chi^2 = \left(\frac{TB_h^{sim} - TB_h^{obs}}{\sigma} \right)^2 + \left(\frac{TB_v^{sim} - TB_v^{obs}}{\sigma} \right)^2 \quad (4)$$

其中: σ 为测量噪声,通过采用 Levenberg-Marquardt 迭代算法^[19],迭代求解出最佳值。

2.3 微波极化差比值算法

微波极化差比值反演算法(Microwave Polarization Ratio Algorithm)同样基于植被零阶辐射传输模型,该算法的核心原理是利用微波极化差比值指数(Microwave Polarization Difference Index)

$MPDI = \frac{TB_v - TB_h}{TB_v + TB_h}$ 与植被光学厚度的函数关系来同时反演土壤湿度和植被光学厚度^[20]。Meesters等^[21]经过推导得到植被光学厚度与MPDI的理论关系:

$$\tau = \cos(\theta) \ln \left[ad + \sqrt{(ad)^2 + a + 1} \right] \quad (5)$$

其中:

$$a = 0.5 \left[\frac{e_v - e_h}{MPDI} - e_v - e_h \right] \quad (6)$$

$$d = 0.5\omega / (1 - \omega) \quad (7)$$

其中: e_v 、 e_h 分别为土壤垂直极化和水平极化发射率。该算法首先设定一个假定的土壤湿度值,然后通过正向模型和MPDI模拟出水平极化亮温,然后判断模拟值与观测值之间的差距,若相差很大,则重新选定土壤湿度初值。这样循环迭代,直至模拟亮温与观测亮温差值最小时,将设定的土壤湿度值作为反演的结果。MPRA算法中假设了植被透过率和单次散射反照率对于水平和垂直极化都是相同的。

2.4 扩展双通道算法

扩展双通道算法(Extended Dual Channel Algorithm)与双通道算法类似,使用垂直和水平极化亮温来同时反演土壤湿度和植被光学厚度。不同的是,反演过程中的代价函数改为了下式^[4]:

$$\min \Phi_{E-DCA}^2 = \left[\log \left(\frac{TB_v^{obs} - TB_h^{obs}}{TB_v^{obs} + TB_h^{obs}} \right) - \log \left(\frac{TB_v^{sim} - TB_h^{sim}}{TB_v^{sim} + TB_h^{sim}} \right) \right]^2 + \left[\log (TB_h^{obs} - TB_h^{sim}) \right]^2 \quad (8)$$

3 实验数据

3.1 地基辐射计观测亮温

研究中采用的亮温数据来源于2017年7月至8月中科院遥感地球所在内蒙古锡林郭勒盟多伦县前王家营子村开展的车载微波辐射计土壤水分观测实验。试验期间种植了3种作物,分别为荞麦、莜麦和玉米。由于试验期间极端天气对荞麦和莜麦造成了损坏,本研究中只使用玉米地的观测亮温。地基辐射计亮度温度每隔30 min获取,观测模式分为两种:一种是固定入射角为 55° ,方位角按 2.5° 递增变化,观测时间从上午10点到晚上9点,记为Dayscan模式;另外一种方位角固定,入射角由 30° 每隔 2.5° 递增变化到 65° ,观测时间从晚上9点到第二天上午10点,记为Nightscan模式,如图3所示。

研究主要使用与 SMAP 卫星相同入射角下的亮温数据,由于辐射计存储故障,数据在 8 月 9 日到

8 月 17 日之间有所缺失,玉米地 40°入射角下 L 波段观测亮温如图 4(a)所示。

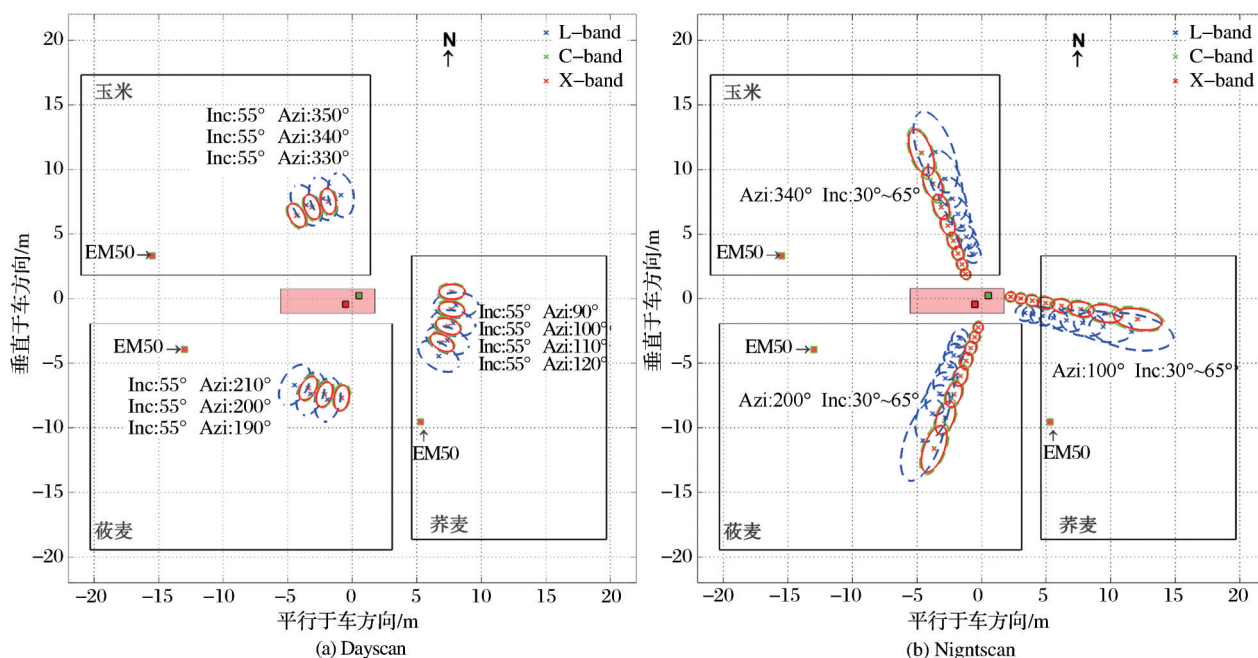


图 3 车载辐射计观测视场图

Fig.3 Vehicle-mounted radiometer observation field of view

3.2 土壤温湿度与降雨量

试验期间在玉米地埋设了土壤温湿度数据采集器(EM50),温湿度传感器按照深度分别为 2.5、10、20、30 和 50 cm 布设,每间隔 10 min 记录一次数据,分层测量土壤温湿度变化。试验期间出于对玉米正常生长的考虑,会每隔一段时间对玉米地进行灌溉以保证土壤湿润,由于灌溉量难以估算,只记录灌溉时的时间。试验区域还安置了雨量筒,每隔 6 个小时记录降雨量。图 4(b)~(d)为玉米地的温湿度变化图及降雨量分布图。温湿度变化幅度,随土壤深度由浅到深逐渐减小,其中表层(2.5 cm)的土壤湿度最容易受降雨和灌溉的影响,并且 2.5 cm 处土壤湿度与观测亮温的响应最明显,在本研究中被设为后续评估的参考值。

3.3 其他辅助数据

考虑到单通道算法中对植被含水量的需要,试验期间采用取样烘干法测定玉米植株含水量。同时试验期间,每隔一个星期进行地表粗糙度参数的测量,在假定试验期间粗糙度不变前提下,使用平均值(均方根高度为 0.82 cm,自相关长度为 12.21 cm)来代替整个试验期间的粗糙度。Montpetit 等^[22]通过试验数据对 QH 粗糙度模型在不同波段上的参数进行了更新,本文采用其针对 L 波段拟合出来的参

数。此外,试验区土壤质地测定为:砂土含量 80%,黏土含量 10%。已有研究表明^[23],对于砂土含量较高的区域,Mironov 土壤介电常数模型更加适用。

4 结果与分析

4.1 植被参数优化

在 SMAP 卫星官方算法中,耕地平均单次散射反照率 ω 取值为 0.05, b 参数取值为 0.11,这两个参数都是针对反演全球尺度上土壤湿度取的全局最优值。在局部某一区域上,使用 ω 和 b 参数的全局最优值会带来较大误差,因而针对本次试验观测数据,需要标定这两个参数。本文使用数据量最多的 55°入射角数据,在基于单通道算法上对 ω 和 b 参数在区间 $[0, 0.1]$ 上进行了遍历,如图 5 所示,在均方根误差 RMSE 最小和相关性 R 最大情况下,使用 Dayscan 和 Nightscan 数据分别找到了 4 组最佳值,如表 1 所示。

$\omega = 0.08$ 超出了 SMAP 查找表中提供的参考值,在表 2 中该情况下不予考虑,取平均得 $\omega = 0.02$, $b = 0.06$ 。

4.2 土壤湿度反演结果

在确定最佳 ω 和 b 参数值后,使用 40°入射角的亮度温度数据来进行反演评估。

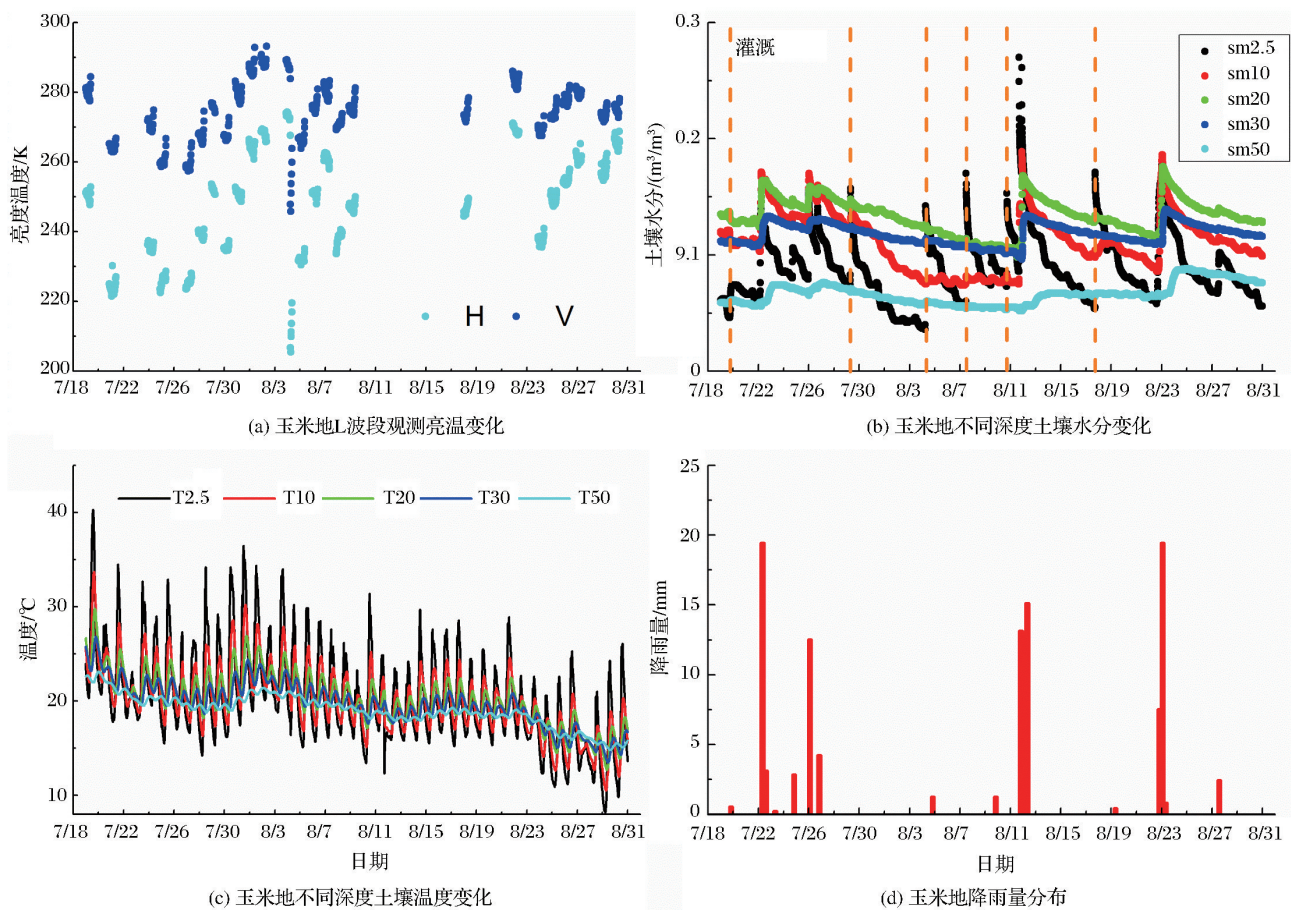


图 4 玉米地观测亮温、土壤温湿度和降雨量

Fig.4 The observed brightness temperature, soil temperature, moisture and rainfall in the corn field

表 1 不同观测模式下的最佳 ω 和 b 参数值
Table 1 The optimal values of omega and b parameter at different scan mode

观测模式	RMSE 最小	R 最大
Dayscan	$\omega = 0.02$	$\omega = 0.02$
	$b = 0.06$	$b = 0.05$
Nightscan	$\omega = 0.01$	$\omega = 0.08$
	$b = 0.05$	$b = 0.07$

表 2 列出了使用所有数据以及两个时间点 (2:00 AM, 6:00 AM) 上的 5 种方法反演结果与实测数据的相关性系数、均方根误差和偏差。从使用所有数据反演结果上看,5 种方法均达到了监测土壤湿度的要求(小于等于 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$)。水平极化单通道反演算法的反演结果与实测数据的相关性比垂直极化的高,这与许多学者使用 L 波段地基观测数据的研究相符,L 波段的 H 极化亮温对土壤水分更加敏感,但垂直极化单通道反演结果的均方根误差略小一点,这一点也在不同时刻的反演结果上体现了出来。其余 3 种方法的反演结果均比单通道算法的相关性低,这是因为单通道算法中输入了精确

的植被含水量,只需反演出土壤湿度一个变量,而双通道算法、微波极化差比值算法和扩展双通道算法是通过两个极化通道数据同时反演土壤湿度和植被含水量,因而会对反演造成一定的误差。但在无法获取植被参数的区域,这 3 种反演算法更具优势。

从两个时间的反演结果看,如图 6 和表 2, E-DCA 反演的结果相较于实测数据和其他方法反演结果而言,偏差最大,在图 6 中可以明显看出整体偏下。从凌晨两点到早上 6 点,地表逐渐升温,SCA (H/V) 和 MPRA 的相关性系数下降程度比较大,说明了这 3 种方法对温度比较敏感,而 DCA 和 E-DCA 则表现出了受温度影响小的稳定性。

4.3 植被含水量反演结果

在单通道反演算法(SCA-H/V)中,植被含水量是作为一个输入参数。但在无法获取该参数的植被覆盖地区,单通道算法的使用受到了很大的限制,而 DCA、MPRA、E-DCA 不需要植被含水量输入,还可以在反演土壤湿度的过程中同时反演出植

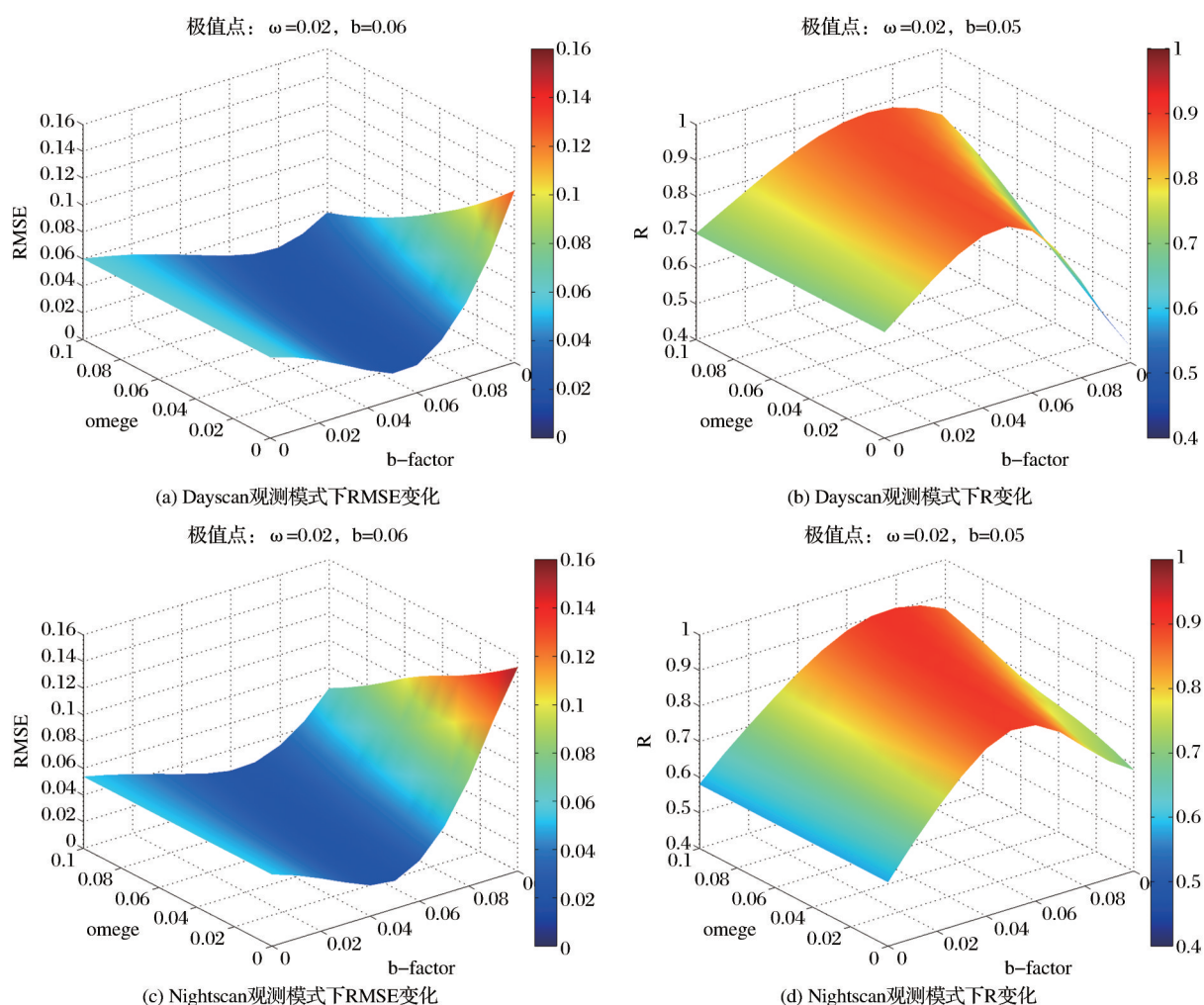
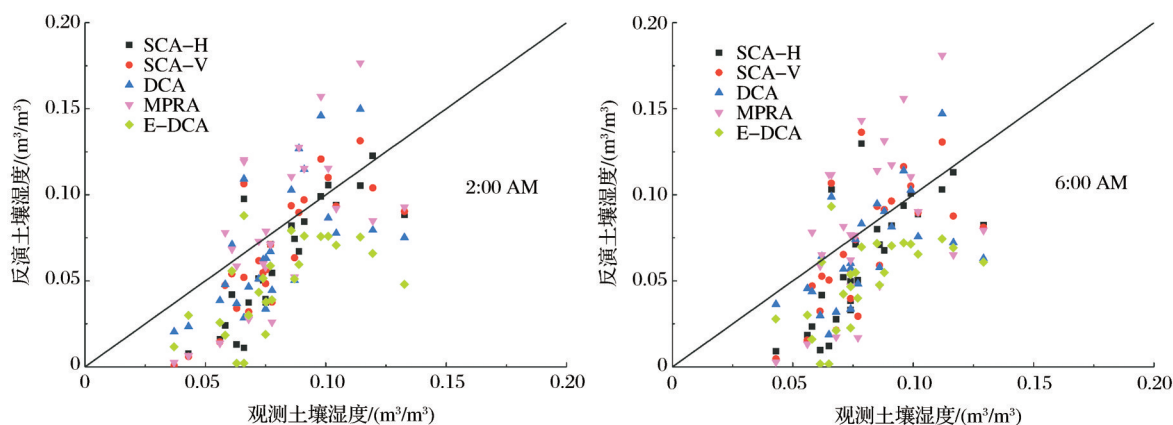
图 5 不同 ω 和 b 参数下的单通道算法模拟结果Fig.5 Simulation results of single channel algorithm based on different ω and b parameters

图 6 5 种方法反演结果对比

Fig.6 Comparison of inversion results based on five methods

被含水量。图 7 展示了这 3 种方法反演出来的植被含水量与实测数据之间的差异。从图 7 中可以看出, DCA、MPRA 与 E-DCA 这 3 种方法反演出来的植被含水量变化趋势与实测一致。MPRA 反演的

植被含水量普遍偏高, 甚至有特别大奇异值(超过了 6 kg/m^2)。

表 3 为不同反演方法获取的植被含水量与实测值的验证结果。由表 3 可见, E-DCA 方法具有最高

表 2 不同反演算法精度验证				
Table 2 Validation results of different soil moisture re-trieve methods				
方法	时间	R	RMSE(m ³ /m ³)	BIAS(m ³ /m ³)
SCA-H	2:00 AM	0.85	0.028	-0.021
	6:00 AM	0.73	0.030	-0.018
	所有数据	0.83	0.029	-0.018
SCA-V	2:00 AM	0.81	0.025	-0.013
	6:00 AM	0.66	0.029	-0.011
	所有数据	0.78	0.028	-0.011
DCA	2:00 AM	0.62	0.030	-0.010
	6:00 AM	0.59	0.027	-0.013
	所有数据	0.58	0.031	-0.012
MPRA	2:00 AM	0.63	0.038	-0.014
	6:00 AM	0.43	0.042	-0.012
	所有数据	0.58	0.040	-0.014
E-DCA	2:00 AM	0.60	0.038	-0.032
	6:00 AM	0.58	0.037	-0.030
	所有数据	0.58	0.038	-0.030

的相关性系数(R=0.69)与最小的均方根误差(RMSE=0.89 kg/m²)。从 E-DCA 反演算法中的代价函数可知(公式(8)),在迭代计算过程中,该代价函数除了使用观测亮温对模拟亮温做约束之外,还使用了根据观测亮温计算得到的微波极化差指数 MPDI 对根据模拟亮温计算得到的 MPDI 做约

束,而 DCA 代价函数中仅使用观测亮温对模拟亮温做约束,因而 E-DCA 在植被含水量反演方面具有更高的精度。

表 3 植被含水量反演方法精度验证			
Table 3 Validation results of vegetation water content based on different algorithm			
方法	R	RMSE(kg/m ²)	BIAS(kg/m ²)
DCA	0.59	1.03	0.37
MPRA	0.50	1.90	1.00
E-DCA	0.69	0.89	-0.38

5 讨论

5.1 穿透深度的影响

在土壤水分发生变化过程中,微波的穿透深度会有所变化。微波穿透深度被定义为当电磁波功率从土壤介质表面衰减到 1/e 时的深度^[24]。当土壤介电常数的虚部(ϵ'')与实部(ϵ')满足 $\epsilon''/\epsilon' < 0.1$ 时,穿透深度公式如下:

$$D = \frac{\lambda \sqrt{\epsilon'}}{2\pi\epsilon''}$$

(9)

其中: λ 为微波波长(cm)。

本次试验中共观测了 5 层土壤温湿度,分别为 2.5、10、20、30 和 50 cm,图 8 为 L 波段 H 极化 40° 入射角观测亮度温度与各层土壤湿度的统计分析图。

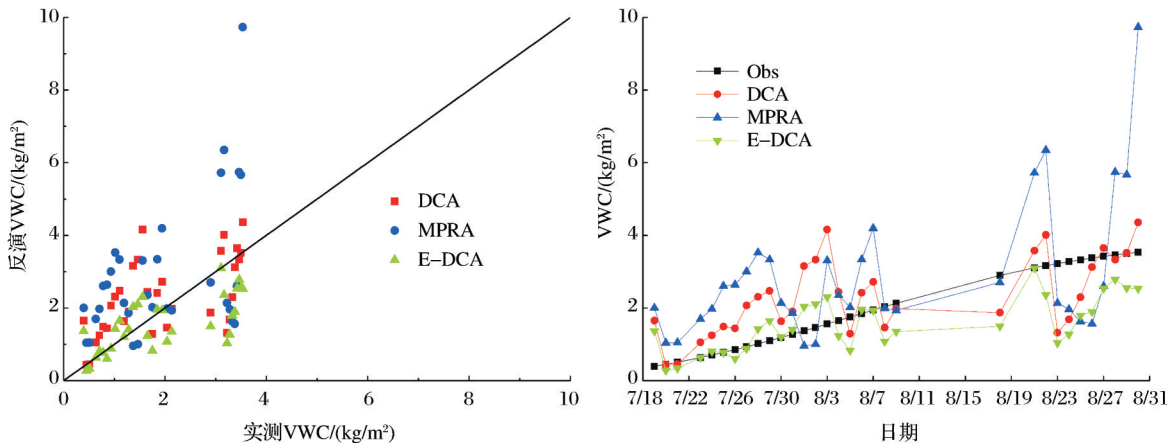


图 7 植被含水量反演结果与实测对比

Fig.7 Comparison of retrieved vegetation water content and *in situ* data

从图中可知,2.5 cm 处土壤湿度与观测亮温相关性最大。将 2.5 cm 处土壤湿度代入到公式(9)中,计算得到 L 波段的理论穿透深度变化图,如图 9 所示。

图 9 中显示理论穿透深度变化范围为 8 ~ 29 cm,当达到理论穿透深度时,能量衰减到 37% 左右。但在实际过程中,随着玉米的生长,植被对微

波信号的衰减增强,实际的穿透深度会有所偏低。综合前述的相关性分析,说明了 L 波段观测值的地表贡献量中,表层的辐射为主导影响,这也是本文使用 2.5 cm 深度土壤水分观测值来验证反演结果的原因。

5.2 植被影响

本研究中 5 种算法最根本的区别在于植被处理

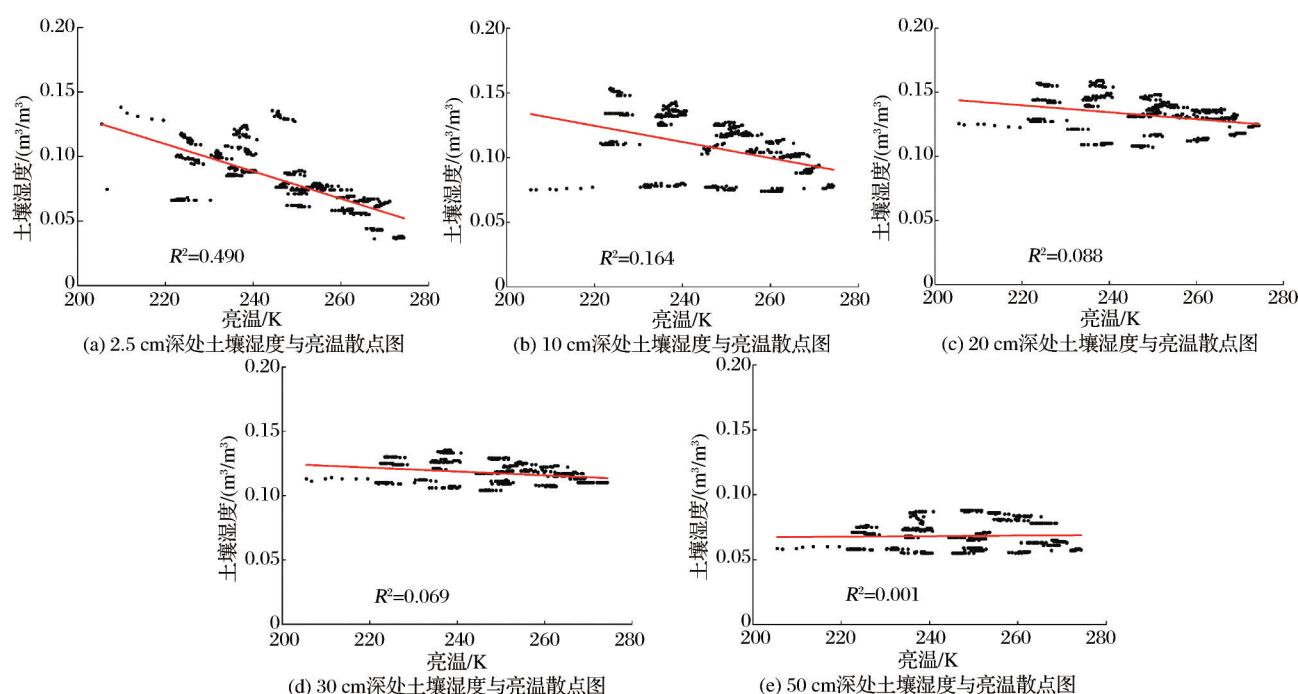


图 8 不同深度的土壤湿度与观测亮温散点图

Fig.8 Scatter plots between brightness temperature and soil moisture at different depths

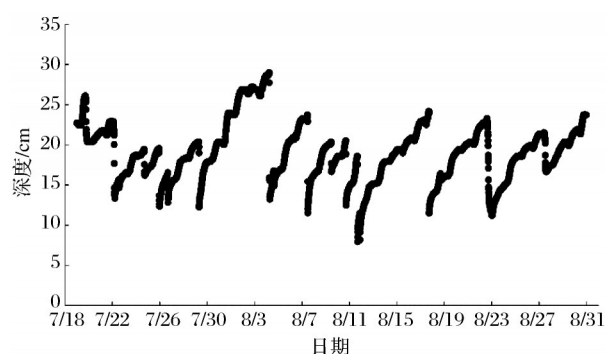


图 9 L 波段理论穿透深度变化

Fig.9 The variation of theoretical penetration depth at L-Band

的方式不同。本文中单通道算法是输入了精确的植被测量数据,因而反演精度是最高的,这与 Miernecki 的研究相符。而其余 3 种算法都是采用双极化数据同时反演土壤湿度和植被含水量,由于求解过程中许多模型是高度非线性的,这样必然会带来一定的误差。对于 MPRA 算法而言,反演精度主要受微波极化差比值指数(MPDI)的影响。图 10 显示了 40° 入射角下的 MPDI 在玉米生长期的变化。

从图 10 可知,MPDI 会随着土壤湿度的增加而增加,而整体又呈下降趋势。这是因为试验中随着玉米的生长极化特征逐渐减弱,导致 MPDI 变小,并且 MPDI 中地表贡献量也变小,从而容易使得

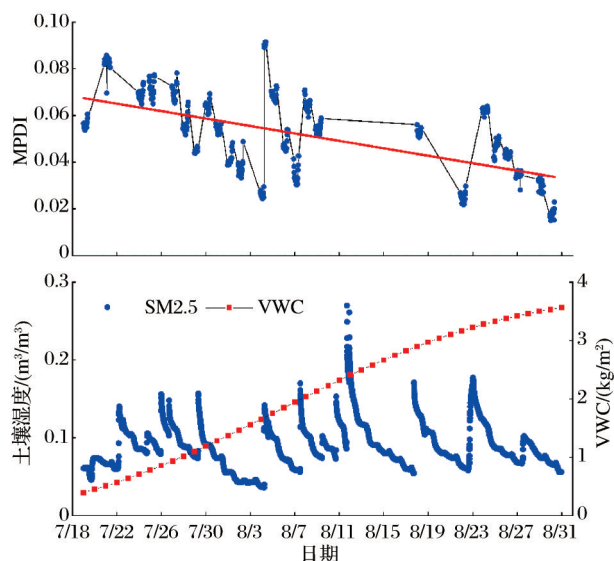
图 10 40° 入射角 MPDI 变化图

Fig.10 The variation of MPDI at 40 degree

MPRA 土壤水分反演精度下降,而通过公式(5)可知,误差也会因此传播到植被光学厚度,造成植被含水量的反演精度下降。

对于 E-DCA 算法,代价函数(8)中加入了对于 MPDI 的约束,使得 E-DCA 在植被含水量反演精度上略高于 DCA 算法,但在土壤水分反演精度上有所牺牲。

5.3 迭代算法的多解性

在 DCA 和 E-DCA 指定的 L-M 迭代算法中,该

算法使用了梯度下降法以此来寻找最优值,在整个反演过程中很多模型是高度非线性的,因而在设定不同的初始值进行迭代计算时,往往容易求出的是局部最优值。对土壤湿度初值设定范围为 $[0, 0.2]$,对植被含水量初始值设定范围为 $[0, 0.5]$,对DCA反演精度进行测试。如图11(a),可以明显看出两个参数输入初始值不一样,最终的均方根误差也随之变化。本例中土壤水分初始值设定过小,容易造成最终反演精度下降。而将同样的L-M迭代

算法运用到MPRA算法中时,发现其反演精度稳定,不再受初始值的影响,如图11(b)。通过公式(5)可知,在MPRA算法中,植被光学厚度与土壤水分之间存在一个解析函数关系,该方法只需输入土壤水分初值,并通过公式(5)算出植被光学厚度进而去除植被影响。正是因为公式(5)的约束,MPRA采用L-M迭代算法计算则不会出现多解,这也启发了我们今后使用DCA反演过程中需要引入更强的约束条件。

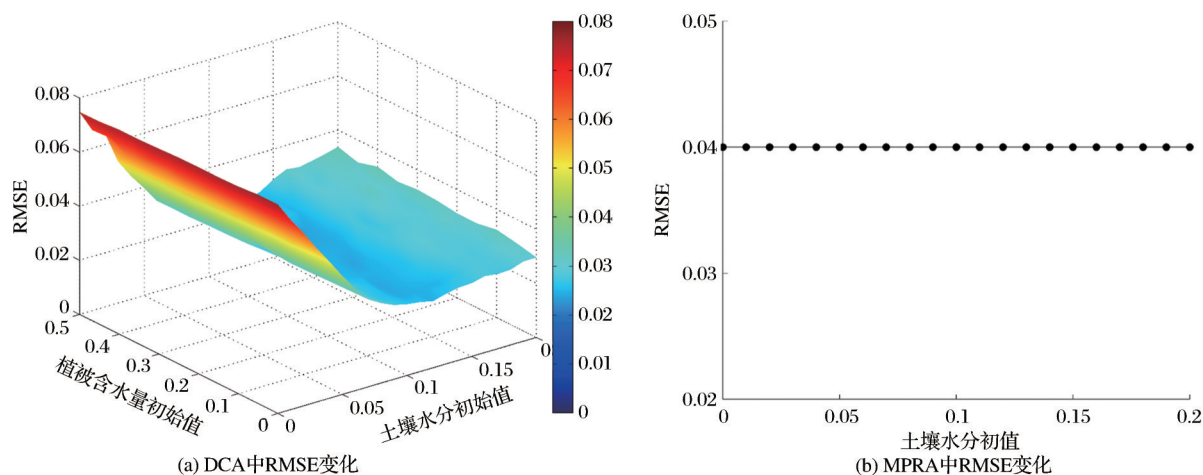


图 11 DCA 和 MPRA 反演精度随初值的变化

Fig.11 The variation of inversion accuracy for DCA and MPRA

6 结 语

为了分析当前主流被动微波土壤水分反演算法的性能,本文先使用数据量最多的 55° 入射角地基微波辐射计L波段观测亮温对单次散射反照率 ω 和 b 参数进行了遍历,以此找到最优值。然后使用与SMAP卫星相同入射角(40°)的亮温数据和实测表层土壤湿度(2.5 cm 深处)对SCA-H、SCA-V、DCA、MPRA及E-DCA反演算法进行了评估,得到以下结论:

(1)单通道算法(SCA)反演效果最佳,对于本次试验数据,SCA-H反演结果与实测结果的相关性最高,而SCA-V反演结果的均方根误差最小。但单通道算法依赖植被参数数据的输入,在无法获取植被含水量数据的区域,单通道算法的使用受到了限制;并且单通道算法对温度敏感,在本例中,温度会影响反演结果与实测数据的相关性。

(2)DCA和E-DCA算法虽然在反演土壤水分上精度稍低,但可以同时反演出植被含水量,不再依赖植被参数的输入。E-DCA算法对植被含水量

的反演精度略高于DCA算法,但在土壤水分反演精度上比DCA要低。

(3)MPRA虽然也可以同时反演出土壤水分和植被含水量,但当植被密集,该方法的反演精度会大大下降。

致谢:此次野外试验降雨量数据的获取得了内蒙古多伦县水文局胡建峰的帮助,在此表示衷心的感谢!

参考文献(References):

- [1] Purdy A J, Fisher J B, Goulden M L, *et al.* SMAP Soil Moisture Improves Global Evapotranspiration [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 219: 1-14.
- [2] Kim S, Paik K, Johnson F M, *et al.* Building a Flood-warning Framework for Ungauged Locations Using Low Resolution, Open-access Remotely Sensed Surface Soil Moisture, Precipitation, Soil, and Topographic Information [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11: 375-387.
- [3] Mladenova I E, Bolten J D, Crow W, *et al.* Enhancing the USDA Fas Crop Forecasting System Using SMAP L3 Soil

- Moisture Observations [J]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2018: 5375-5377.
- [4] O'Neill P, Chan S, Njoku E G, *et al.* Algorithm Theoretical Basis Document Level 2 & 3 Soil Moisture (Passive) Data Products [M]. Pasadena, CA: Jet Propulsion Laboratory, 2018.
- [5] Chan S, Bindlish R, O'Neill P, *et al.* Assessment of the SMAP Passive Soil Moisture Product [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(8): 4994-5007.
- [6] Zeng J Y, Chen K S, Bi H Y, *et al.* A Preliminary Evaluation of the SMAP Radiometer Soil Moisture Product over United States and Europe Using Ground-based Measurements [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(8): 4929-4940.
- [7] Ma C F, Li X, Wei L, *et al.* Multi-scale Validation of SMAP Soil Moisture Products over Cold and Arid Regions in Northwestern China Using Distributed Ground Observation Data [J]. Remote Sensing, 2017, 9(4): 327. doi: 10.3390/rs9040327.
- [8] Miernecki M, Wigneron J P, Baeza E L, *et al.* Comparison of SMOS and SMAP Soil Moisture Retrieval Approaches Using Tower-based Radiometer Data over A Vineyard Field [J]. Remote sensing of Environment, 2014, 154: 89-101.
- [9] Wigneron J-P, Kerr Y, Waldteufel P, *et al.* L-band Microwave Emission of the Biosphere (L-MEB) Model: Description and Calibration Against Experimental Data Sets over Crop Fields [J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 107(4): 639-655.
- [10] Jackson T J. Measuring Surface Soil Moisture Using Microwave Remote Sensing[J]. Hydrological Processes, 1993, 7: 139-152.
- [11] Jackson, T J and Schmugge T J. Vegetation Effects on the Microwave Emission from Soils[J]. Remote Sensing of Environment, 1991, 36: 203-212.
- [12] Jackson, T J, Chen D Y, Cosh M, *et al.* Vegetation Water Content Mapping Using Landsat Data Derived Normalized Difference Water Index for Corn and Soybeans[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 92(4): 475-482.
- [13] Schmugge T J, Chang A, Newton R W. Effect of Surface Roughness on the Microwave Emission from Soils[J]. Journal of Geophysical Research, 1979, 84(C9): 5699-5706.
- [14] Wang J R, Choudhury B J. Remote Sensing of Soil Moisture Content over Bare Field at 1.4 GHz Frequency[J]. Journal of Geophysical Research, 1981, 86(6): 5277-5282.
- [15] Wang J R, Schmugge T J. An Empirical Model for the Complex Dielectric Permittivity of Soils as A Function of Water Content [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1980, 18(4): 288-295.
- [16] Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M, *et al.* Microwave Dielectric Behavior of Wet Soil-Part II: Dielectric Mixing Models [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1985, 23(1): 35-46.
- [17] Mironov V L, Kosolapova L G, Fomin S V. Physically and Mineralogically based Spectroscopic Dielectric Model for Moist Soils [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 47(7): 2059-2070.
- [18] Njoku E G, Li L. Retrieval of Land Surface Parameters Using Passive Microwave Measurement at 6~18 GHz [J]. IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(1):79-93.
- [19] Press W H, Flannery B P, Teukolsky S A, *et al.* Numerical Recipes[M]. New York: Cambridge University, 1989.
- [20] 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.
- [21] Meesters A G C A, De Jeu R, Owe Manfred. Analytical Derivation of the Vegetation Optical Depth from the Microwave Polarization Difference Index [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing Letters, 2005, 2(2):121-123.
- [22] Montpetit B, Royer A, Wigneron J P, *et al.* Evaluation of Multi-frequency Bare Soil Microwave Reflectivity Models[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 162: 186-195.
- [23] Guo Peng. Passive Microwave Soil Moisture Retrieval based on SMAP Configurations[D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2013.[郭鹏. 基于 SMAP 的被动微波土壤水分反演[D]. 北京:中国科学院大学, 2013.]
- [24] Ulaby F T, Elachi C. Radar Polarimetry for Geoscience Applications [M]. Norwood, MA: Artech House, 1990.

Evaluation of Soil Moisture Retrieval Algorithms based on Ground-based Microwave Radiation Observation

Hu Lu^{1,2}, Zhao Tianjie¹, Shi Jiancheng¹, Li Shannan³, Fang Dong²,
Wang Pingkai⁴, Geng Deyuan^{1,2}, Xiao Qing¹, Cui Qing⁵, Chen Deqing⁵

(1.State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

3.Unit 93920, Xi'an 710061, China;

4.Institute of Aerospace Electronic Communication Equipment, Shanghai 201109, China;

5.Ministry of Water Resources Information Center, Beijing 100053, China)

Abstract: The commonly used passive microwave soil moisture inversion algorithms include Single Channel Algorithm at H polarization (SCA-H), Single Channel Algorithm at V polarization (SCA-V), Dual-Channel Algorithm (DCA), Microwave Polarization Ratio Algorithm (MPRA) and Extended Dual Channel Algorithm (E-DCA). The five retrieval algorithms have different performance, systematic evaluation and analysis of these inversion algorithms will contribute to the improvement of the retrieval algorithm and the release of satellite soil moisture products. Verification of satellite product could bring some problems, such as scale matching and spatial heterogeneity. In order to avoid these issues, the above five soil moisture inversion algorithms are implemented, compared and analyzed based on ground-based microwave radiometer observation and supporting soil and vegetation parameter measurement data. The results show: (1) SCA has the best inversion performance. SCA-H has the highest correlation ($R=0.83$), and SCA-V has the smallest inversion error ($RMSE=0.028\text{ m}^3/\text{m}^3$, $BIAS=-0.011\text{ m}^3/\text{m}^3$), but SCA needs the accurate vegetation water content as an input. (2) The other three algorithms can get rid of the use of vegetation-aided data, with slightly poor performance but also meet the satellite detection requirements (less than or equal to $0.04\text{ m}^3/\text{m}^3$). Among them, E-DCA and MPRA are slightly worse than the DCA. However, E-DCA is more advantageous in the vegetation water content inversion in our study.

Key words: Soil moisture; Microwave radiometer; L band; Retrieval algorithm