

李大治, 晋锐, 车涛, 等. 联合机载 PLMR 微波辐射计和 MODIS 产品反演黑河中游张掖绿洲土壤水分研究[J]. 地球科学进展, 2014, 29(2): 295-305, doi:10.11867/j.issn.1001-8166.2014.02.0295. [Li Dazhi, Jin Rui, Che Tao, et al. Soil moisture retrieval from airborne PLMR and MODIS products in the Zhangye oasis of middle stream of Heihe River Basin, China[J]. Advances in Earth Science, 2014, 29(2): 295-305, doi:10.11867/j.issn.1001-8166.2014.02.0295.]

联合机载 PLMR 微波辐射计和 MODIS 产品反演 黑河中游张掖绿洲土壤水分研究*

李大治^{1,2,3}, 晋锐^{1,3*}, 车涛^{1,3}, Jeffrey Walker⁴, 高莹⁴, 耶楠⁵, 王树果^{1,3}

(1. 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所, 甘肃 兰州 730000; 2. 中国科学院大学, 北京 100049;
3. 中国科学院寒区旱区环境与工程研究所黑河遥感试验研究站, 甘肃 兰州 730000;
4. Monash University, Department of Civil Engineering, Melbourne 3800, Australia;
5. 南京大学地理信息科学系, 江苏 南京 210093)

摘要:土壤水分是气候、水文学研究中的重要变量,微波遥感是获取区域地表土壤水分的重要手段,而L波段更是微波土壤水分反演的最优波段。依托HiWATER黑河中游绿洲试验区的地面观测及机载PLMR微波辐射计亮温数据,利用微波辐射传输模型L-MEB,并将MODIS地表温度产品(MOD11A1)和叶面积指数产品(MYD15A2)作为模型及反演中的先验辅助信息,借助LM优化算法,通过PLMR双极化多角度的亮温观测,针对土壤水分、植被含水量(VWC)和地表粗糙度这3个主要参数,分别进行土壤水分单参数反演、土壤水分与VWC或粗糙度的双参数反演以及这3个参数的同时反演。通过对不同反演方法的比较可以得出结论,多源辅助数据及PLMR双极化、多角度信息的应用可以显著降低反演的不确定性,提高土壤水分反演精度。证明在合理的模型参数和反演策略下,SMOS的L-MEB模型和产品算法可以达到 $0.04 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 的反演精度,另外无线传感器网络可以在遥感产品真实性检验中起到重要作用。

关键词:PLMR微波辐射计;土壤水分反演;MODIS;绿洲农田;HiWATER

中图分类号:P237 文献标志码:A 文章编号:1001-8166(2014)02-0295-11

1 引言

1.1 土壤水分及其遥感监测

土壤水分,或称土壤湿度,是全球气候系统的核心变量之一。土壤水分的时空分布与动态变化对陆地—大气间热量平衡、大气环流产生显著影响^[1]。

此外土壤水分借助地表蒸散发、入渗与产流影响水文循环,通过植被光合、土壤呼吸作用于碳循环过程^[2]。

在气候变化背景下,土壤水分与气候系统的交互作用及对气候变化和人类活动的影响得到越来越多的关注^[3]。同时,土壤水分含量的空间分布对于

* 收稿日期:2013-12-18;修回日期:2014-01-23.

* 基金项目:国家自然科学基金重大研究计划项目“黑河流域生态—水文过程综合遥感观测试验:系统集成与航空微波遥感”(编号:91125001);中国科学院西部行动计划(三期)项目“黑河流域生态—水文遥感产品生产算法研究与应用试验”(编号:KZCX2-XB3-15)资助。

作者简介:李大治(1989-),男,山西运城人,硕士研究生,主要从事微波遥感研究. E-mail: lidazhi@lzb.ac.cn

* 通讯作者:晋锐(1979-),女,山西临汾人,副研究员,主要从事水文遥感、微波遥感、数据同化及无线传感器网络研究。

E-mail: jimrui@lzb.ac.cn

干旱监测、农业生产和田间灌溉管理也有极为重要的意义。

常规的土壤水分地面观测手段如烘干法、时域/频域反射仪等耗费人力、物力巨大,难以长时间、多频次连续观测,更无法满足大区域、近实时的测量需要^[4]。而遥感手段可以在空间和时间上弥补土壤水分地面观测的不足,周期性获取大区域近地表的土壤水分。

遥感观测土壤水分主要分为光学与热红外遥感、微波遥感以及通过重力卫星估算水储量^[3]。其中微波遥感不仅具有全天候全天时的观测能力,且由于微波对土壤水分的高敏感性以及对植被的可穿透性,使得微波遥感反演土壤水分具有独特优势。按传感器工作方式,微波遥感又可分为被动和主动微波遥感。

1.2 土壤水分的被动微波遥感

被动微波遥感通过测量地物的微波辐射亮温来推知地表参量及其状态,主要的星载被动微波辐射计有 SMMR, SSM/I, TMI, AMSR-E 和 AMSR-2 以及 SMOS 卫星的 L 波段合成孔径辐射计。利用传感器接收到的微波亮温数据,由辐射传输模型反演得到土壤水分,主要有单频率单极化反演、多通道多角度反演等方法^[1]。模型反演中面临的主要问题是参数过多,模型未知参数的数量多于独立观测,从而造成了病态反演^[5]。多角度多极化以及多源遥感数据的应用,有利于增加观测数量和先验信息,有助于解决病态反演问题。

SMMR, SSM/I 及 AMSR-E 等多在 C ~ X 波段,波长较短,受植被覆盖和地表粗糙度的影响较大,而低频率的 L 波段能穿透中等覆盖度(4 ~ 5 kg/m²)的植被^[6],获取下伏土壤的微波辐射信息,更适合反演土壤水分。SMOS 是欧洲太空局 2009 年发射的专门用于监测土壤水分和海面盐度的卫星,其有效载荷为 L 波段干涉合成孔径微波辐射计,空间分辨率优于 50 km,重访周期少于 3 天。

为了对 SMOS 土壤水分产品所采用的模型与算法进行验证,国际科学界组织过一系列的地面试验,如 SMOSREX^[7], CoSMOS/NAFE05^[8] 以及 NAFE06^[9] 等。SMOSREX (Surface Monitoring of Soil Reservoir Experiment) 是为发展稳定的 L 波段被动微波辐射模型及土壤水分反演算法,利用地基微波辐射计开展的大型地面观测实验。CoSMOS/NAFE 实验的目标是在中等空间分辨率上对 SMOS 土壤水分产品进行验证,其中 PLMR (Polarimetric L-band Multibeam

Radiometer) 航空微波辐射计是重要的实验仪器,可在星载传感器尺度和人工单点观测间建立起联系,使定量及较精确地对 SMOS 土壤水分产品进行验证、比较成为可能。

本文利用 PLMR 微波辐射计,联合 MODIS 遥感产品和土地利用图、土壤质地图等辅助数据,采用 L-MEB 模型与 SMOS 土壤水分产品的迭代反演算法,试验比较多种反演策略,得到高空间分辨率、高精度的土壤水分反演结果,并通过地面无线传感器网络与人工同步观测对反演结果进行验证。实验证明了 PLMR 多角度微波亮温观测和 MODIS 产品等多源辅助数据对改进土壤水分反演精度的重要作用,并验证了 L-MEB 模型及反演算法在中国区域典型地表类型上的适用性。

2 研究区与数据

2.1 研究区

黑河是我国第二大内陆河,发源于祁连山北麓中段,流经青海、甘肃、内蒙 3 省(区),流域南以祁连山为界,东西与石羊河、疏勒河流域相接,北至额济纳旗境内的居延海^[10]。黑河中游人工绿洲试验区位于甘肃省张掖市南部,下垫面类型多样,在 30 km×30 km 的试验区内,北部为湿地,南部为荒漠,西部为戈壁,东部为沙漠,中部为人工绿洲,绿洲中分布有农田、防护林、村庄、道路及渠系等多种类型,主要作物为制种玉米、大田玉米等(图 1)。

“黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验”(Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research, HiWATER),是以黑河流域已有观测系统及 2007—2009 年“黑河综合遥感联合试验”成果为基础,联合多学科、机构与项目的科研人员,于 2012—2015 年在黑河流域开展的一次卫星、航空遥感及地面观测相配合的生态水文过程综合观测试验^[11,12]。本文所用的主要数据来自于 HiWATER 航空遥感试验及地面生态水文无线传感器网络观测。

2.2 PLMR 微波亮温数据

2.2.1 PLMR 被动微波辐射计

PLMR 是 L 波段双极化多角度机载微波辐射计,有 6 个波束通道 (beam),入射角分别为 $\pm 7^\circ$ (beam 3, 4), $\pm 21.5^\circ$ (beam 2, 5) 和 $\pm 38.5^\circ$ (beam 1, 6),中心频率 1.413 GHz,带宽 24 MHz,通过国际合作由澳大利亚 Monash 大学引进^[14]。

在 PLMR 飞行期间,进行了不同航高及重轨

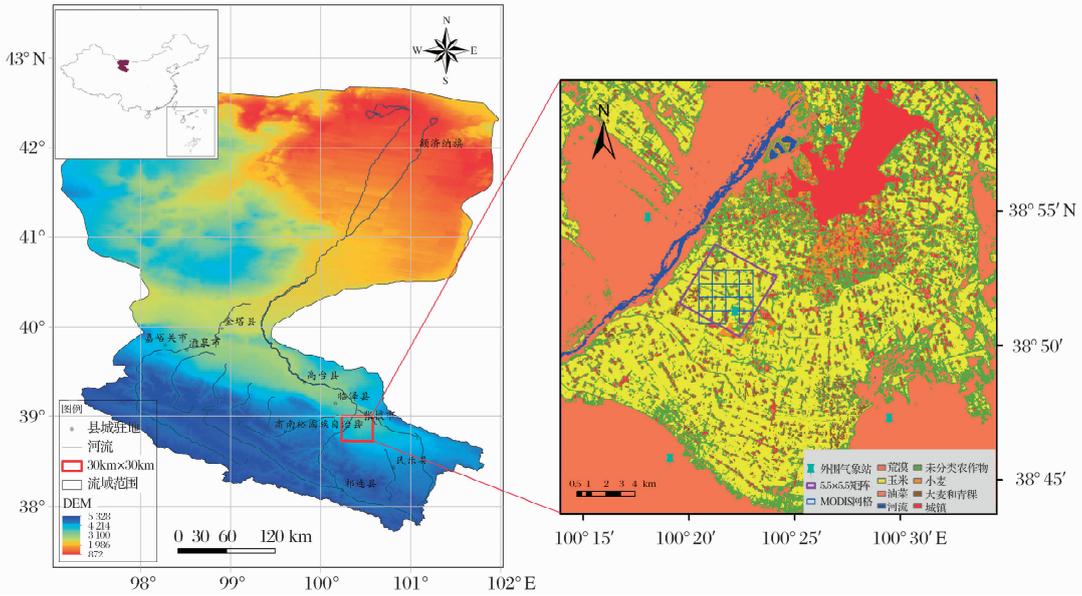


图1 HiWATER 黑河中游人工绿洲试验区土地利用图^[13]

Fig.1 Land use map of artificial oasis experimental area in the middle stream of Heihe River Basin^[13]

(cross track)和顺轨(along track)的多角度飞行。重轨模式通过不同飞行轨道的侧向重叠得到多角度观测,顺轨模式将 PLMR 旋转 90° 搭载,使其基线与飞行方向平行而得到密集多角度观测。通过 2 种方式共获取了九景 100 ~ 700 m 不同分辨率的多角度微波亮温数据。本文主要采用 2012 年 7 月 10 日,覆盖范围较大且数据质量较高的 PLMR 微波亮温数据来进行算法实验。当日的飞行范围为中游 30 km × 30 km 实验区,开始于 10:29,结束于 15:31,飞行高度 2 500 m,空间分辨率约为 700 m,为重轨多角度双极化数据。

2.2.2 PLMR 双极化多角度微波亮温

由于原始数据存储的是 PLMR 观测像元中心点的坐标与测量值,故需要对经过定标及修正航偏后的亮温数据进行网格化,得到 UTM 投影(中央经线 47°N),空间分辨率为 700 m 的亮温。航高一定时,不同角度下的空间分辨率不同,700 m 是对 3 种角度进行平均和取整的结果。

如图 2 所示,在同一入射角范围,水平极化(H)微波亮温值低于垂直极化(V),H 极化亮温随入射角增大呈减小趋势,而 V 极化亮温随入射角增大而增大。由于人工微波辐射源(Radio Frequency Interference, RFI)的干扰,PLMR 测量值会出现异常高值,本文将大于 320 K 的奇异值排除。此外,在大入射角时像点间隔较大,会使像元范围内没有 PLMR 观测,从而造成图 2 的空白值现象,且由于 RFI 干

扰,大入射角亮温的条带现象更为显著。RFI 的影响目前难以定量确定,现阶段只能通过对观测误差的处理来尽量减小其对反演的影响;具体在反演中可以适当加大观测亮温的标准差,同时本文对大入射角亮温网格化时增大搜索半径也能起到一定平滑条带的作用。

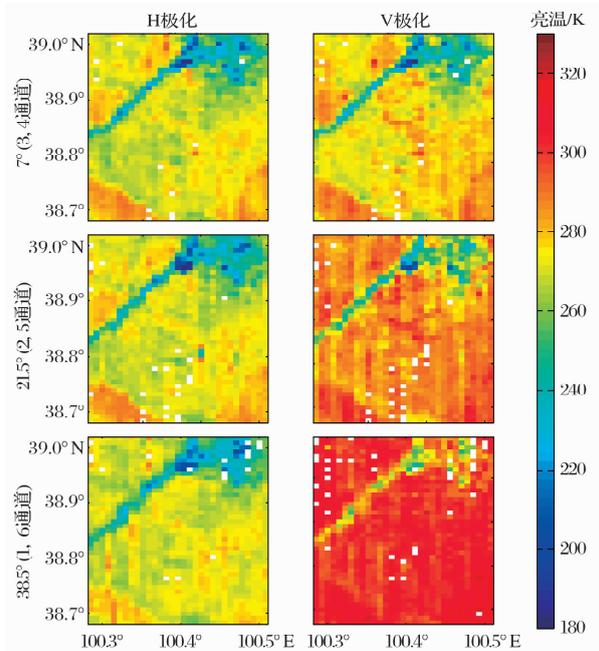


图2 PLMR 多角度双极化微波亮温(2012 年 7 月 10 日)

Fig.2 PLMR multi-angle and dual-polarized brightness temperatures

2.3 辅助数据

2.3.1 MODIS 地表温度和叶面积指数产品

中分辨率成像光谱仪 MODIS (Moderate-resolution Imaging Spectroradiometer) 是美国 Terra 和 Aqua 卫星的主要传感器, 包括了可见光、近红外及热红外共 36 个波段。由 MODIS 数据衍生出的多种地表参量产品已在气候、生态、水文研究中发挥了重要作用。

本文采用的是 2012 年 7 月 10 日的 NASA MODIS 地表温度 (Land Surface Temperature, LST) 产品和叶面积指数 (Leaf Area Index, LAI) 产品。其中 LST 产品编号为 MOD11A1, 为 Terra 星逐日地表温度产品, 过境时间为地方时 10:50, 空间分辨率

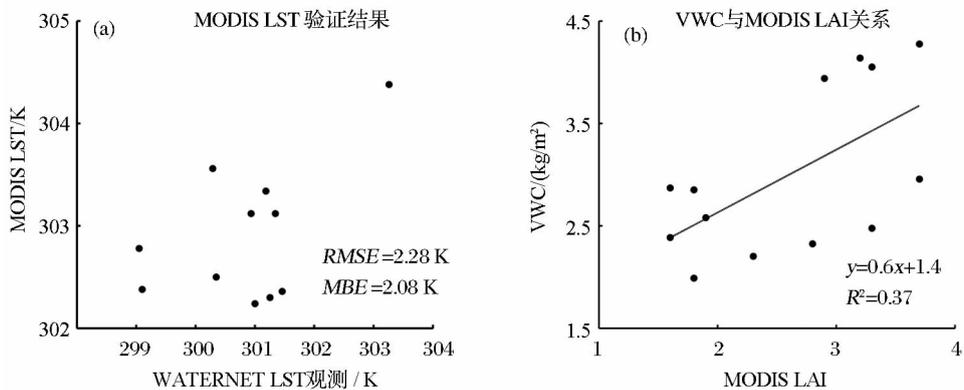


图 3 MODIS LST 与 LAI 产品验证

Fig. 3 Verification of MODIS LST and LAI

2.3.2 土地利用图

本文所用的土地利用图通过 ASTER 数据分类得到^[13]。飞行区内的地物类型为玉米、小麦、大麦与青稞、未分类农作物、河流、城镇与荒漠, 其中面积比例最大的为玉米, 其次为荒漠, 再次为未分类农作物与城镇, 其他地类比例极小。将土地利用图按面积占优原则重采样为 700 m 分辨率, 作为模型模拟 PLMR 微波亮温的参考。

2.3.3 土壤质地

本文所用土壤质地数据^[15]来自寒区旱区科学数据中心 (<http://westdc.westgis.ac.cn/>)。研究区土壤主要为粉壤土和壤土, 也有少量砂壤土和壤砂土, 但不符合研究区内荒漠、戈壁和沙漠的实际分布, 与站点实测值也有差距, 所以通过 3 个外围站 (戈壁站、花寨子荒漠站和沙漠站) 和大满超级站的实测质地数据对其进行了修正。用最近邻法重采样为 700 m 分辨率, 将砂粒和黏粒重量百分比代入介电模型, 以计算土壤介电常数。

1 km; LAI 产品编号为 MOD15A2, 为 8 天合成结果。

利用 HiWATER 无线传感器网络的红外地表温度观测对 MODIS LST 产品进行验证, 结果表明 MODIS LST 与 PLMR 过境时刻的地表温度不是很一致, 均方根误差 (RMSE) 和平均偏差 (MBE) 约为 2 K, 但对于微波土壤水分反演在可接受范围之内 (图 3)。

利用 7 月 13 日烘干法测定的玉米植被含水量 (Vegetation Water Content, VWC) 与 7 月 10 日的 MODIS LAI 建立线性关系, 由 LAI 计算出的植被含水量可在模型中作为参数输入或反演初值, 起到约束作用。

2.4 地面同步验证数据

2.4.1 生态水文传感器网络自动观测数据

HiWATER 中游 5.5 km×5.5 km 核心观测区内的生态水文传感器网络拥有 180 个土壤水分/温度观测节点, 可提供时间同步且有空间代表性的地面验证数据。其中有 50 个 WATERNET 节点, 可以以 1 min 或 10 min 频率观测 4 和 10 cm 的土壤温度/水分^[16,17]。

传感器网络的布设基于地统计理论, 有助于捕捉异质地表生态水文参量的时空动态变化^[18]; 将点观测与遥感像元观测在空间尺度上匹配起来, 使其具有一致性和可比性; 且可远程调节观测频率或时刻, 实现与星/机载遥感的精确同步, 使我们获得了与遥感观测在时空分辨率上都高度一致的地面观测数据^[16]。

2.4.2 土壤水分人工同步观测数据

为弥补传感器网络观测范围和地表类型的局限性, 在张掖绿洲的西南方绿洲荒漠交错带进行了土

壤表层温湿度的同步观测,所用仪器为 HDAS (Hydraprobe Data Acquisition System)^[19]。共布设 11 条长 1 800 m 的样带,样带间隔 150 m,采样点间距 50 m。此外在花寨子荒漠站附近 600 m×600 m 的样方内也进行了同步观测,由于荒漠地表土壤水分空间异质性较小,采样点间距为 300 m。

3 微波辐射传输模型与反演策略

3.1 L-MEB 模型

3.1.1 模型总体结构

本文反演土壤水分采用的是 L-MEB (L-band Microwave Emission of the Biosphere) 模型,为 SMOS level 2 土壤水分产品标准算法^[20]所采用的微波辐射传输模型。Wigneron 等^[20,21]在总结前人大量研究工作的基础上提出了 L-MEB 的模型架构和参数化方案。

由于植被对地表微波辐射的吸收、散射及自身辐射作用,植被覆盖地表的多层介质微波辐射传输建模比裸土更加复杂。L-MEB 中采用的是基于辐射传输方程零阶解的 τ - ω 模型^[22],模型主要形式如下:

$$\begin{aligned} T_{BP_TOV} = & (1 - \omega_p)(1 - e^{-\tau_p/\cos\theta})T_c \\ & + (1 - \omega_p)(1 - e^{-\tau_p/\cos\theta})T_c R_p e^{-\tau_p/\cos\theta} \\ & + (1 - R_p)T_c e^{-\tau_p/\cos\theta} \end{aligned} \quad (1)$$

式中: T_{BP_TOV} 为植被层顶传感器接收到的微波辐射亮温; τ 与 ω 分别为植被光学厚度和单次散射反照率; T_c 、 T_e 分别为植被层温度与土壤有效温度; R 为粗糙地表反射率; θ 为入射角,下标 P 代表不同极化。

3.1.2 植被参数

τ - ω 模型中引入了表征植被衰减和散射特性的 2 个参数:光学厚度 τ 和单次散射反照率 ω 。通过地面试验和前人研究^[23]得出结论,在 L 波段情况下, ω 在除生长初期外的植物生长期变化很小,但与植被类型有较大关系,实验中得到的玉米 ω 为 0.05~0.06^[24],而小麦和大豆的 ω 接近 0。不同极化的光学厚度 τ 如公式(2)和(3)。

$$\tau_H(\theta) = \tau_{NAD}(\sin^2(\theta) \cdot tt_H + \cos^2(\theta)) \quad (2)$$

$$\tau_V(\theta) = \tau_{NAD}(\sin^2(\theta) \cdot tt_V + \cos^2(\theta)) \quad (3)$$

τ_{NAD} 为天底角观测时的光学厚度,由于植被结构的各向异性,特别是具有垂直茎秆结构的小麦、玉米等作物,光学厚度对观测角度的依赖不可忽略,故引入 tt_H 、 tt_V 参数来矫正观测角度对光学厚度的影响。

研究者实验得到光学厚度 τ_{NAD} 与植被含水量

VWC(kg/m^2)呈线性关系^[25]:

$$\tau_{NAD} = b \cdot \text{VWC} \quad (4)$$

一般认为农作物的 b 参数较小,为 0.12 ± 0.03 ^[26],本文 b 值采用 0.12 的定值。

3.1.3 粗糙地表反射率

L-MEB 中粗糙地表反射率建模采用 Q/H 模型及其改进,得到粗糙地表的水平极化反射率 $R_H(\theta)$ 和垂直极化反射率 $R_V(\theta)$ ^[27]:

$$\begin{aligned} R_H(\theta) = & [(1 - Q)R_H^*(\theta) + QR_V^*(\theta)] \\ & \exp(-H_r \cos^{N_H}(\theta)) \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} R_V(\theta) = & [(1 - Q)R_V^*(\theta) + QR_H^*(\theta)] \\ & \exp(-H_r \cos^{N_V}(\theta)) \end{aligned} \quad (6)$$

公式(5)、(6)中的 $R_H^*(\theta)$ 、 $R_V^*(\theta)$ 为光滑地表反射率,可由 Fresnel 方程^[28]及 Dobson 模型^[29]计算出的介电常数得到。粗糙度参数 H_r 被认为是与极化和角度无关的量^[19],而 N_H 与 N_V 表征粗糙度对入射角依赖程度的大小。 Q 表示由粗糙表面造成的极化混合程度,L波段极化混合极小, Q 在 0.01 左右,可忽略^[20,30,31]。则 Q/H 模型变为:

$$R_p(\theta) = R_p^*(\theta) \exp(-H_r \cos^{N_p}(\theta)) \quad (7)$$

3.1.4 土壤有效温度

土壤有效温度 T_e 定义为微波穿透深度上各层土壤温度贡献的总和^[31],土壤的微波辐射亮温 T_{PB} 等于土壤发射率 e 与土壤有效温度 T_e 的乘积。Choudhury 等^[32]和 Holmes 等^[33]发展了一种计算有效温度的简便方法:

$$T_e = T_{\text{soil}_{\text{depth}}} + C_t(T_{\text{soil}_{\text{surf}}} - T_{\text{soil}_{\text{depth}}}) \quad (8)$$

$$C_t = (S_M/w_0)^{b_{w0}}$$

式中: $T_{\text{soil}_{\text{depth}}}$ 为深层土壤温度(约 10 cm 以下), $T_{\text{soil}_{\text{surf}}}$ 为表层土壤水分(0~5 cm), C_t 为半经验参数, S_M 为表层土壤湿度, $w_0=0.3 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$, $b_{w0}=0.3$ 是 L-MEB 模型的默认值。本文假设表层土壤与上覆植被温度相同,可由 MODIS LST 代替,深层土温取 WATERNET 观测节点 10 cm 土壤温度的平均值 18 °C。

3.2 参数标定与反演策略

3.2.1 参数标定

本文对研究区 3 种主要地表类型进行土壤水分反演:荒漠与裸地、玉米及未分类农作物,不同类型的模型先验参数不尽相同,有必要进行参数标定。

对参数进行标定时尽量选择均一的地表像元,通过其中观测站点和可获取的土壤水分, VWC, LAI, LST 等观测数据来进行标定与测试。裸地选择花寨子荒漠站所在像元,玉米选择 WATERNET 39

号点所在像元,未分类作物选择 HDAS 测区的一个较纯像元。标定结果见表 1,相应的 L-MEB 模拟结果和 PLMR 多角度观测如图 4。未分类作物的 VWC 与 LAI 的关系因缺少实测值,只能靠标定得到估计值,即 $VWC=0.7 \times LAI$ 。

3.2.2 反演策略

利用 MODIS LST 与 LAI 产品及土壤质地、土地利用等辅助数据,通过 L-MEB 得到模拟微波亮温,采用 LM(Levenberg-Marquardt)迭代优化算法,使模拟微波亮温与 PLMR 观测亮温构造的代价函数达到最小:

$$\text{cost} = \sum \frac{(T_{B_PLMR} - T_{B_SIMU})^2}{\sigma(T_{B_PLMR})^2} + \sum \frac{(P_i^{\text{ini}} - P_i^*)^2}{\sigma(P_i)^2} \quad (9)$$

式中: T_{B_PLMR} 为 PLMR 观测的微波亮温, T_{B_SIMU} 为 L-MEB 模拟得到的亮温, $\sigma(T_{B_PLMR})$ 为亮温观测的标准误差, P_i^* 为待反演参数, P_i^{ini} 为待反演参数初猜值, $\sigma(P_i)$ 为参数初值估计的标准误差。

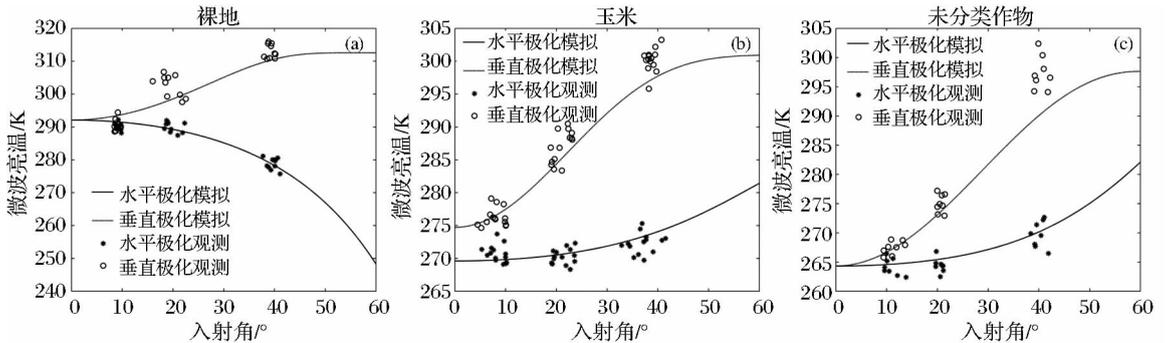


图 4 使用标定参数的 L-MEB 模拟与实测对比

Fig. 4 Compare L-MEB modeling results with PLMR observation

表 1 L-MEB 模型参数的标定值

Table 1 Calibrated prior parameters of L-MEB model

地表覆盖类型	N_H	N_V	u_H	u_V	ω_H	ω_V	H_r	τ_{NAD}
玉米	0	-2	2	4	0.05	0	0.55	$(0.6 \times LAI + 1.4) \times 0.12$
未分类作物	0	-1	3	4	0.05	0.05	0.40	$(0.7 \times LAI) \times 0.12$
荒漠与裸地	0.50	-4	-	-	-	-	0.95	-

表 2 不同地类的反演参数取值

Table 2 Retrieving Parameters of different land use types

地表覆盖类型	面积比例 / %	H_r 反演初值	H_r 标准差	H_r 值域	τ_{NAD} 反演初值	τ_{NAD} 标准差	τ_{NAD} 值域	SM 反演初值 / $(\text{cm}^3/\text{cm}^3)$	SM 标准差 / $(\text{cm}^3/\text{cm}^3)$	SM 值域 / $(\text{cm}^3/\text{cm}^3)$
玉米	40.28	0.55	0.2	0~2	$(0.6 \times LAI + 1.4) \times 0.12$	0.1	0~0.6	0.20	0.3	0~0.5
未分类作物	18.00	0.40	0.2	0~2	$(0.7 \times LAI) \times 0.12$	0.1	0~0.6	0.20	0.3	0~0.5
荒漠与裸地	31.36	0.95	0.2	0~2	-	-	-	0.05	0.3	0~0.5

$\sigma(P_i)$ 越大,初猜值对反演结果的约束性越小^[34]。土壤水分的 $\sigma(P_i)$ 值取 0.3,使其可在大范围内充分寻优,作物区土壤水分初猜值为 0.2,裸土区初猜值为 0.05;为保证多参数反演中充分的参数“活跃度”, τ_{NAD} 与 H_r 的 $\sigma(P_i)$ 值分别为 0.1 与 0.2,大于文献[20,34]中的取值,初猜值为参数标定值。

亮温观测误差 $\sigma(T_{B_PLMR})$ 难以准确测量,随每次飞行试验和观测仪器的不同而不同,文献中一般取 1~3 K^[34]。为确定本次飞行的 $\sigma(T_{B_PLMR})$,进行了不同取值的反演测试,结果表明 4 K 是较合适的值。

待反演参数包括土壤水分 SM、光学厚度 τ_{NAD} (可转为 VWC)及粗糙度参数 H_r ,分别采用单参数(SM)、双参数(SM 和 τ_{NAD} , SM 和 H_r)及三参数(SM, τ_{NAD} 与 H_r)3 种反演策略进行土壤水分反演和结果比较。

实际运用 LM 优化算法给定待反演参数的初值和范围,各参数的初值及其值域详见表 2。

4 结果与验证

4.1 验证方法

本文利用 50 个 WATERNET 节点的 4 cm 观测和人工 HDAS 观测数据进行空间插值,插值方法为简单平均,空间分辨率 700 m。

将 PLMR 反演与观测点插值的土壤水分像元一一对应,计算 RMSE,作为评价反演精度的主要指标, RMSE 越小说明反演精度越高;同时计算 MBE 作为衡量反演结果偏差的指标。

4.2 反演结果与精度评价

4.2.1 单参数反演

单参数反演,即只对土壤水分 SM 一个变量进

行反演,其他参数采用表 1 中的标定值,分别用不同入射角的单极化和双极化亮温作为观测源,反演结果及精度见图 5。

单参数反演方法的效果在不同角度和极化下差异较大。在植被区,7°角的反演精度最好,H极化好于V极化,原因在于小入射角受植被光学厚度的影响较小;38.5°V的结果在植被区偏低可能为标定参数不够准确的原因,尤其未分类作物在此角度极化下模拟效果不佳。21.5°V与38.5°角的结果有条带现象,这属于 PLMR 观测数据的原因,暂时难以解决。双极化单参数反演时,水平极化可在一定程度上补偿垂直极化的精度不足,但结果较 H极化单参数没有明显提高。

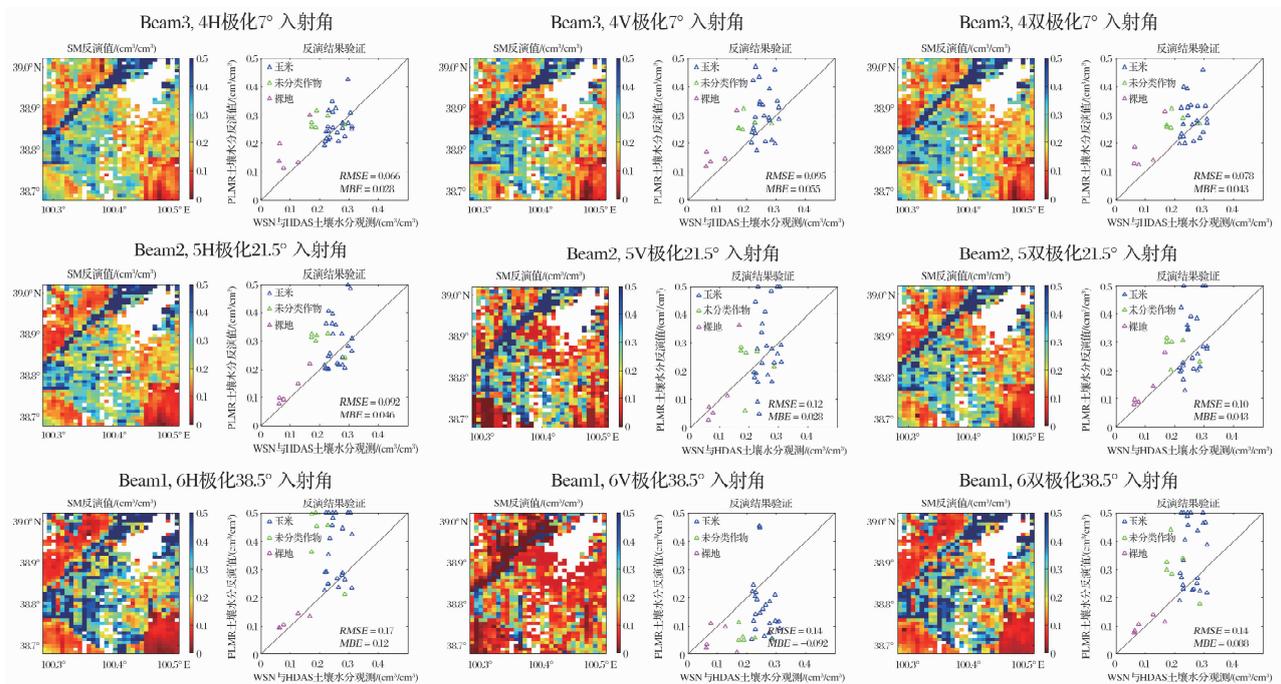


图5 单参数(SM)反演结果

Fig.5 Single parameter (SM) retrieval results

4.2.2 双参数反演

(1) 同时反演 SM 和 H_r

将不同入射角的双极化亮温作为独立观测,同时对土壤水分 SM 与粗糙度参数 H_r 进行反演,用 LAI 参数化的 τ_{NAD} 为定值,采用表 2 的反演初值。

(2) 同时反演 SM 与 τ_{NAD}

对 SM 与光学厚度 τ_{NAD} 同时进行反演,采用表 2 的反演初值, H_r 为表 1 中的标定值,并利用 b 参数将 τ_{NAD} 转为 VWC。

由图 6 可知,在观测通道相同时,双参数反演总体上较单参数反演结果好,由于标定参数并不完全准确,双参数反演时通过初猜值做适当约束,使参数可在估计标准差范围内自由变动,所以对标定参数不确定性的容忍度更高,更有利于寻优,但前提是有较准确的初猜值。在 38.5°角时标定参数不能满足精度要求,故结果改进不大;运用六通道在 2 种双参数反演中都显著提高了精度,说明观测通道的增多会降低反演中由参数等引起的不确定性。

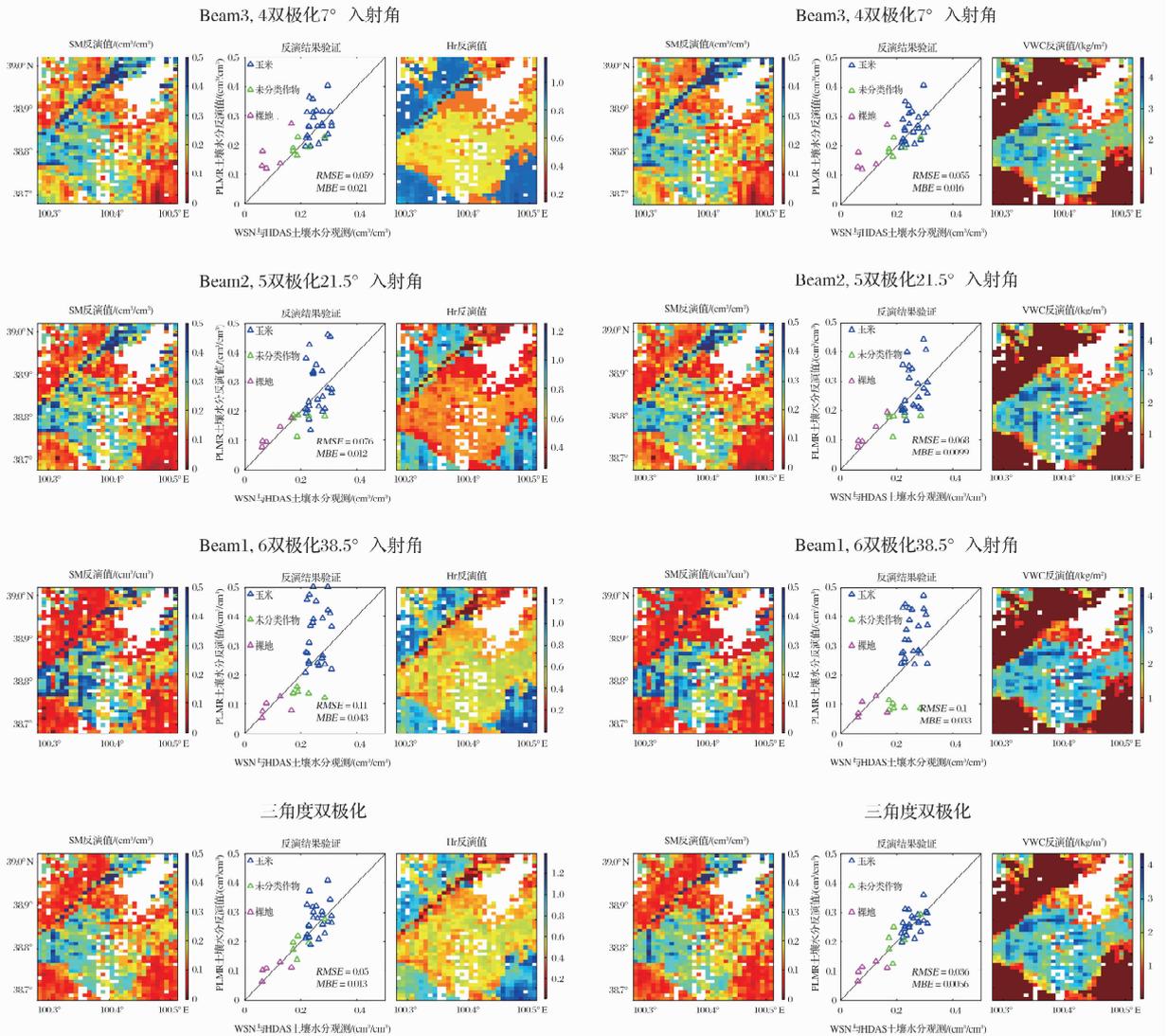


图 6 双参数反演结果

Fig. 6 Two parameters retrieval results

4.2.3 三参数反演

对 SM, τ_{NAD} 与 H , 3 个参数同时进行反演, 反演初值及其标准差等见表 2, 其他模型参数采用表 1 的标定值。

利用所有 3 个入射角的双极化亮温, 亮温标准差为 4 K 的结果如图 7, 要好于双参数反演; 为验证亮温标准差的取值合理性, 进行了不同标准差的三参数反演实验, 如图 8a 所示, 在亮温标准差取 4 K 时反演的 RMSE 和 MBE 都达到了最小, 说明 4 K 取值较为合理。

不同观测通道组合下的三参数反演结果如图 8b 所示, 7° 与 38.5° 双极化组合与三角度双极化结果相差不大; 包含 21.5° 的 2 种双极化组合反演精

度较差; H 极化三角度组合的反演精度高于 V 极化组合。

对于三参数反演, V 极化三角度的结果比 H 极化差, 说明 V 极化总体上的模型表现不佳, H 极化更适合土壤水分反演。除有 21.5° 的组合, 四通道三参数反演比三通道的结果更好, 六通道时最好, 说明观测通道的增多对反演精度有积极影响, 但也可能引入噪声通道, 21.5° V 存在较严重噪声, 由单参数反演结果也可证实, 对于噪声通道可通过加大 $\sigma(T_{B_PLMR})$ 值来应对。

5 结论与讨论

黑河中游人工绿洲试验区的 PLMR 飞行, 使我

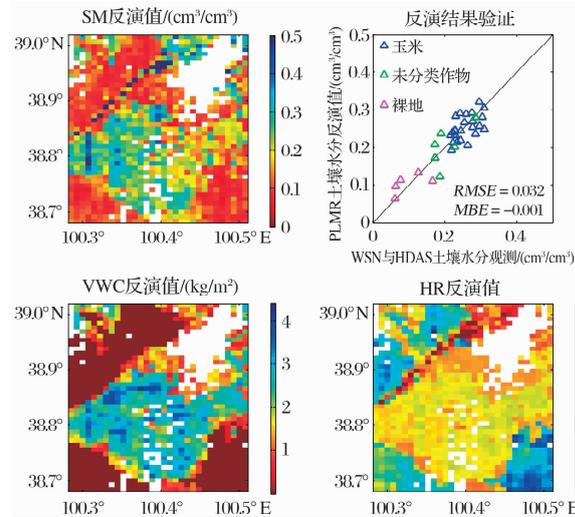


图7 三角度双极化的三参数反演结果

Fig. 7 Three parameters retrieval results using dual polarization measurements of three angles

们获得了高分辨率、多角度的微波亮温数据,利用其反演的土壤水分信息,可为陆面/水文模型及数据同化提供数据集,对于揭示绿洲灌溉空间格局及发展土壤水分的尺度转换算法也有重要意义。通过多角度双极化的微波亮温观测,我们尝试了多种土壤水分反演方法和多源辅助数据的应用,标定和验证了多种地表类型的 L-MEB 模型参数。利用三角度双极化亮温同时反演土壤水分、光学厚度与粗糙度参数取得了最佳精度($0.032 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$),超过了 SMOS 计划 $0.04 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ 的目标,但前提是要有较为准确的参数标定、合理的约束和充足的观测通道。

理论上待反演参数越多,其不确定性会越大,异参同效现象也会更明显,但如有较精确的标定参数作初猜值,通过合理的标准差和值域对待反演参数的变化做适当约束,且有数量充足的观测通道作为支撑,多参数反演在全局上会得到更准确合理的结果,因此需重点关注参数先验信息的获取,尤其是通

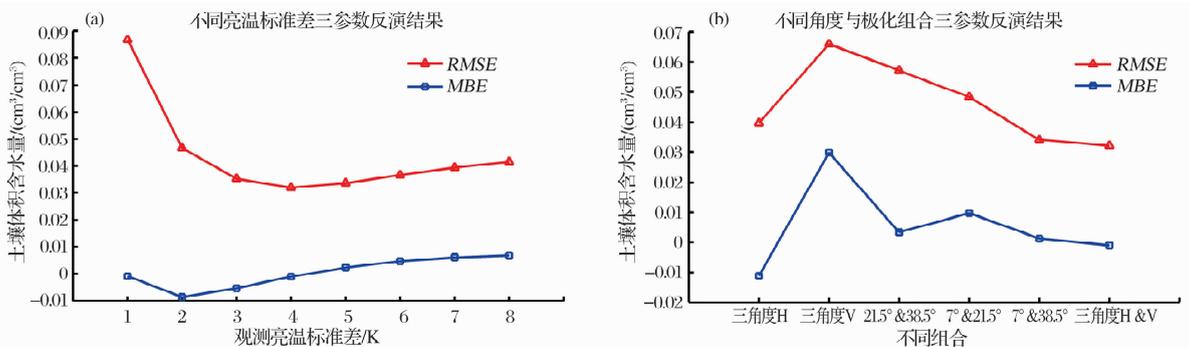


图8 三参数反演的对比试验

Fig. 8 Three parameters retrieval results comparing

过遥感手段。如在本文中 MODIS LST 产品可以给出地表温度的空间分布,为 L-MEB 模型模拟提供重要的输入参数,而 LAI 产品可提供对光学厚度参数的有效估计,二者都起到了提高土壤水分反演精度的作用。

中游生态水文无线传感器网络的应用增强了遥感产品精度检验的水平,与人工观测互相补充,是本文结果验证的重要数据来源,在以后的研究中会发挥更加突出的作用。

本文中存在的不足:

(1) 对研究区内未分类农作物的参数标定存在不确定性,未来有必要对其进行精确识别分类,补充地面观测,提高标定参数精度。

(2) MODIS 地表温度产品与 PLMR 微波亮温的获取时间不同步,精度欠佳,未来可通过采用航空

遥感时的伴飞热红外数据加以解决。

(3) 对于植被覆盖地表,直接将 MODIS LST 温度等同于土壤表层和植被温度存在误差,因为植被与下伏土壤可能存在较大温差,可尝试利用多角度温度观测数据加以改进。

(4) 地表异质性是另一个重要的误差来源,本文所用的土地利用图是从 15 m 分辨率进行尺度上推得到的,以 700 m 像元内占主导的类型为准,难免受到混合像元的影响。本文的模型没有考虑混合像元的情况,在理想均质条件下建立的模型及参数化方案如直接运用于异质地表,其精度会受到影响,未来可通过异质地表的辐射传输模型加以改进。

参考文献 (References):

[1] Seneviratne S I, Corti T, Davin E L, et al. Investigating soil mois-

- ture-climate interactions in a changing climate: A review [J]. *Earth-Science Reviews*, 2010, 99(3): 125-161.
- [2] Kim Jongyoun, Hogue T S. Improving spatial soil moisture representation through integration of AMSR-E and MODIS products[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2012, 50(2): 446-460.
- [3] Schmugge T, Gloersen P, Wilheit T, et al. Remote sensing of soil moisture with microwave radiometers[J]. *Journal of Geophysical Research*, 1974, 79(2): 317-323.
- [4] Robinson D A, Campbell C S, Hopmans J W, et al. Soil moisture measurement for ecological and hydrological watershed-scale observatories: A review[J]. *Vadose Zone Journal*, 2008, 7(1): 358-389.
- [5] Li Xiaowen. Retrospect, prospect and innovation in quantitative remote sensing[J]. *Journal of He'nan University (Natural Science)*, 2005, 35(4): 49-56. [李小文. 定量遥感的发展与创新[J]. 河南大学学报:自然科学版, 2005, 35(4): 49-56.]
- [6] Kerr Y H, Waldteufel P, Wigneron J P, 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.
- [7] De Rosnay P, Calvet J C, Kerr Y, et al. SMOSREX: A long term field campaign experiment for soil moisture and land surface processes remote sensing[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 102(3): 377-389.
- [8] Panciera R, Walker J P, Kalma J D, et al. The NAFE'05/CoSMOS data set: Toward SMOS soil moisture retrieval, downscaling, and assimilation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(3): 736-745.
- [9] Merlin O, Walker J P, Kalma J D, et al. The NAFE'06 data set: Towards soil moisture retrieval at intermediate resolution[J]. *Advances in Water Resources*, 2008, 31(11): 1 444-1 455.
- [10] Li Xin, Ma Mingguo, Wang Jian, et al. Simultaneous remote sensing and ground based experiment in the Heihe River Basin: Scientific objectives and experiment design [J]. *Advances in Earth Science*, 2008, 23(9): 897-914. [李新, 马明国, 王建, 等. 黑河流域遥感—地面观测同步试验: 科学目标与试验方案[J]. 地球科学进展, 2008, 23(9): 897-914.]
- [11] Li Xin, Liu Shaomin, Ma Mingguo, et al. HiWATER: An integrated remote sensing experiment on hydrological and ecological processes in the Heihe River Basin[J]. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(5): 481-498. [李新, 刘绍民, 马明国, 等. 黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验总体设计[J]. 地球科学进展, 2012, 27(5): 481-498.]
- [12] Li X, Cheng G, Liu S, et al. Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research (HiWATER): Scientific objectives and experimental design[J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2013, 94(8): 1 145-1 160.
- [13] Zhong B, Ma P, Nie A, et al. Land cover mapping using time series HJ-1/CCD data[J]. *Science in China(Series D)*, 2014, in press.
- [14] Peischla S, Yea N, Walker J P, et al. Soil moisture retrieval from multi-incidence angle observations at L-band[C]//19th International Congress on Modelling and Simulation. Perth, Australia, 2011.
- [15] Liu Chao, Lu Ling, Hu Xiaoli. Comparison analysis on digital soil texture mapping in an area of Zhangye, Heihe River Basin [J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2011, 26(2): 177-185. [刘超, 卢玲, 胡晓利. 数字土壤质地制图方法比较——以黑河张掖地区为例[J]. 遥感技术与应用, 2011, 26(2): 177-185.]
- [16] Jin Rui, Li Xin, Yan Baoping, et al. Introduction of eco-hydrological wireless sensor network in the Heihe River Basin[J]. *Advances in Earth Science*, 2012, 27(9): 993-1 005. [晋锐, 李新, 阎保平, 等. 黑河流域生态水文传感器网络设计[J]. 地球科学进展, 2012, 27(9): 993-1 005.]
- [17] Jin Rui, Li Xin, Yan Baoping, et al. A nested eco-hydrological wireless sensor network for capturing the surface heterogeneity in the midstream areas of the Heihe River Basin, China[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, submitted.
- [18] Kang Jian, Li Xin, Jin Rui, et al. Hybrid optimal design of eco-hydrological wireless sensor network in the middle reach of Heihe River Basin[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2014, preparing.
- [19] Panciera R, Merlin O, Young R, et al. The Hydraprobe Data Acquisition System (HDAS): User Guide[Z]. 2006.
- [20] 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.
- [21] Wigneron J P, Laguerre L, Kerr Y H. A simple parameterization of the L-band microwave emission from rough agricultural soils [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(8): 1 697-1 707.
- [22] 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 (1978-2012)*, 1982, 87(C13): 11 229-11 237.
- [23] Wigneron J P, Pardé M, Waldteufel P, et al. Characterizing the dependence of vegetation model parameters on crop structure, incidence angle, and polarization at L-band[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(2): 416-425.
- [24] Wang J R, Schmugge T J, Gould W I, et al. A multi-frequency radiometric measurement of soil moisture content over bare and vegetated fields[J]. *Geophysical Research Letters*, 1982, 9(4): 416-419.
- [25] Jackson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission of soils[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1991, 36(3): 203-212.
- [26] Van de Griend A A, Wigneron J P. The b-factor as a function of frequency and canopy type at H-polarization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(4): 786-794.
- [27] Wang J R, Choudhury B J. Remote sensing of soil moisture con-

- tent, over bare field at 1.4 GHz frequency[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans* (1978-2012), 1981, 86 (C6): 5 277-5 282.
- [28] Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. Microwave Remote Sensing—Active and Passive[M]. Norwood, MA: Addison-Wesley Publishing Company, 1986.
- [29] Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M T, et al. Microwave dielectric behavior of wet soil-Part II: Dielectric mixing models [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1985, (1): 35-46.
- [30] Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. Soil moisture retrieval from AMSR-E[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41(2): 215-229.
- [31] Escorihuela M J, Kerr Y H, de Rosnay P, et al. A simple model of the bare soil microwave emission at L-band[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(7): 1 978-1 987.
- [32] Choudhury B J, Schmugge T J, Mo T. A parameterization of effective soil temperature for microwave emission[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans* (1978-2012), 1982, 87 (C2): 1 301-1 304.
- [33] Holmes T R H, De Rosnay P, De Jeu R, et al. A new parameterization of the effective temperature for L band radiometry[J]. *Geophysical Research Letters*, 2006, 33(7):1-4.
- [34] Par e M, Wigneron J P, Waldteufel P, et al. N-parameter retrievals from L-band microwave observations acquired over a variety of crop fields[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(6): 1 168-1 178.

Soil Moisture Retrieval from Airborne PLMR and MODIS Products in the Zhangye Oasis of Middle Stream of the Heihe River Basin, China

Li Dazhi^{1,2,3}, Jin Rui^{1,3}, Che Tao^{1,3}, Jeffrey Walker⁴,
Gao Ying⁴, Ye Nan⁵, Wang Shuguo^{1,3}

- (1. Cold and Arid Regions Environmental and Engineering Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Lanzhou 730000, China; 2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3. Heihe Remote Sensing Experimental Research Station, CAREERI, CAS, Lanzhou 730000, China; 4. Monash University, Department of Civil Engineering, Melbourne 3800, Australia; 5. Department of Geographical Information Science, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

Abstract: Soil moisture is one of important variables in the climate and hydrology research. Remote sensing can map the soil moisture distribution at regional or global scale. Microwave remote sensing now has been the main method to retrieve soil moisture information, especially using satellite-based passive microwave radiometer. L-band is most suitable for the microwave remote sensing of soil moisture due to its longer wavelength. ESA's Soil Moisture and Ocean Salinity (SMOS) satellite uses MIRAS (Microwave Imaging Radiometer by Aperture Synthesis) to get multi-angle and dual-polarized brightness temperatures of land surface at L-band. SMOS aims to get global surface soil moisture through radiative transfer model (L-MEB) and multi-parameter retrieval method. SMOS Level 2 surface soil moisture algorithm uses an iterative method to minimize a cost function formulated by difference between modeled and measured brightness temperature. PLMR (Polarimetric L-band Multibeam Radiometer) is an airborne simulator of SMOS MIRAS that can measure passive microwave radiation of land surface at L-band (1.4 GHz) dual polarization and in three different angles (7°, 21.5° and 38.5°). This paper uses airborne PLMR radiometer data combined with MODIS LST (MOD11A1) and LAI (MOD15A2) products to retrieve surface soil moisture in the artificial oasis experimental area of HiWATER by L-MEB radiative transfer model and LM (Levenberg-Marquardt) optimization algorithm. The three retrieving strategies are tested, including single, two and three parameters selected from soil moisture, vegetation water content and surface roughness. The comparison analysis shows the multi-angle and dual-polarized PLMR brightness temperatures combined with prior information from operational remote sensing products can obviously reduce the uncertainty of retrieval process and improve the retrieval accuracy. This paper proves that with reasonable model parameters and retrieval method, the L-MEB model can achieve 0.04 cm³/cm³ accuracy requirement for soil moisture retrieval. This paper also reveals the importance of using wireless sensor network in the verification of remote sensing products.

Key words: PLMR radiometer; Soil moisture retrieval; MODIS; Oasis farmland; HiWATER.