

一种改进的土壤水分微波遥感反演模型

张显峰, 赵杰鹏, 刘 羽

(北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

摘 要:利用微波遥感数据反演地表土壤水分有着较好的物理基础,可实现大范围土壤水分状况的遥感监测。本文基于被动微波传感器 AMSR-E 的 X 波段数据,将土壤水分值分解成基准值和日变化量两个部分,并分别建立反演模型,同时引入降雨修正因子来进一步提高土壤水分的估算精度;利用 IDL 语言实现了我们所研发的模型,并集成为新疆土壤水分遥感反演系统模块之一;利用 WatchDog2400 与传统铝盒采样获取的新疆地面土壤水分数据,提取适合的模型经验参数,并对模型结果进行精度评价。结果表明,经改进的模型反演得到的新疆土壤水分结果比美国冰雪数据中心的土壤水分产品在精度上有显著提高;均方根误差由 8.4% 降低为 4.25%;所研发的软件模块可为相关应用部门提供快速的大范围土壤水分监测产品。

关 键 词:微波;土壤水分;AMSR-E;ENVI/IDL;干旱区

doi: 10.3724/SP.J.1033.2013.00078

1 引言

土壤水分监测的精度、时效性及适用范围是评价生态环境以及运行陆面水循环模型的基础(Zhu et al, 2009)。常规土壤水分测量方法大都是基于点的测量,难以获取大范围土壤水分的空间分布信息。遥感技术提供了大范围土壤水分快速监测的途径,其中,微波遥感以较完善的物理基础,成为最有前景的土壤水分反演途径。一般说来,主动微波遥感适用于中小范围的土壤水分反演;而被动微波遥感除具有微波遥感的物理基础外,还具有高时间分辨率的特点,适合大范围的植被状况(Njoku et al, 2003; Owe et al, 2001; Shi et al, 2008)、陆面温度(Chen et al, 2011; Njoku et al, 1999)、土壤水分(Njoku et al, 2003, 2006; Owe et al, 2008)等参数的估算。

利用被动微波数据反演土壤水分从最早的单通道模型(Jackson et al, 1999),到后来的多通道模型(Njoku et al, 1999, 2003, 2006),逐渐走向成熟。现在比较实用的模型是多通道的回归模型(Njoku et al, 2006),它从辐射传输方程出发,利用亮温极化率来反演土壤水分。近年来,AMSR-E 反演地表土壤水分的各种算法得到了较为充分的验证

(Bindlish et al, 2003; Draper et al, 2009; Jackson et al, 2010),结果表明,AMSR-E 比较适合大范围土壤水分监测,但在区域应用中还受到一定的限制,需要进一步提高反演的精度及适用性,以适合区域特点(Temimi et al, 2010)。

2 基于 AMSR-E 的土壤水分反演模型及其改进

2.1 基于四参数的反演模型

AMSR-E(The Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS)传感器能获取多个频率通道的亮温数据,在这些通道中,36.5 GHz、18.7 GHz 受到大气状况和云的影响较严重,6.9 GHz 通道受无线频率干扰影响严重(Njoku et al, 2005; Zhang et al, 2010),所以 10.7 GHz 通道数据最适合表层土壤水分信息的反演。根据美国冰雪数据中心(National Snow & Ice Data Center, NSIDC)在生产土壤水分产品中使用的半经验回归模型,从辐射传输方程开始,经多步骤的计算和近似,提出土壤水分反演的半经验模型(Njoku et al, 2005),如式(1):

$$\begin{aligned} sm &= a_3 + b_1 g + b_2 (Pr - Pr_{\min}) \exp(b_3 g) \\ g &= a_1 + a_2 \ln(Pr_{\min}) \end{aligned} \quad (1)$$

收稿日期:2012-07; 修订日期: 2012-09.

基金项目:国家科技支撑计划课题(2012BAH27B03);国家自然科学基金项目(41071257)。

作者简介:张显峰(1967-),男,四川宣汉人,博士,副教授,主要从事生态遥感、陆面数据同化、灾害应急遥感监测以及地理信息可视化方面研究。目前已发表论文 60 余篇,专著 3 部。E-mail: xfzhang@pku.edu.cn

式中: sm 为土壤体积含水量; a 和 b 均为通过实验所推导的经验系数; Pr 为10.7 GHz亮温极化率,据 $Pr=(T_{Bv}-T_{Bh})/(T_{Bv}+T_{Bh})$ 计算; Pr_{\min} 值为观测周期的最小 Pr 值; g 参数同时反映植被光学厚度、土壤水分和粗糙度。本文计算出10.7 GHz下的 Pr 值,把6参数表达式(1)化简为4参数表达式(2):

$$\begin{aligned} sm &= m_v + \Delta m_v \\ m_v &= n_1 + n_2 \ln(Pr_{\min}) \\ \Delta m_v &= k_1(Pr - Pr_{\min})Pr_{\min}^{k_2} \end{aligned} \quad (2)$$

式中: m_v 与 Δm_v 分别为观测周期内的土壤水分基准和日变化量; n_1 、 n_2 、 k_1 、 k_2 分别是根据地面实测值得到的经验回归系数。根据式(2),地表土壤水分的反演分为两个部分进行:基准值 and 变化量。前者主要表征了一定时段内土壤水分的最低值;而变化量则表示该时段内由于降雨、蒸发等气象条件的变化和差异导致的土壤含水量的波动,其中降雨的影响尤为显著。从式(2)可看出,月水分反演基准 m_v ,主要受 Pr_{\min} 的影响,日土壤水分变化量 Δm_v 受 Pr 与 Pr_{\min} 的共同影响。 Pr 受地表土壤水分、植被含水量、粗糙度3个方面的影响(Njoku et al, 2006),可以近似认为 Pr 是这三者的三元函数。其中,土壤水分的变化较快,而植被含水量和地表粗糙度变化相对较慢,所以在一定的观测时段内,比如16天或一个月,假定地表植被和粗糙度变化不大,便可据式(2),通过与实测值拟合估算每日土壤水分改变量,从而得到该像元的每日土壤水分含量估算值。

2.2 模型的改进

2.2.1 降雨长效影响因子

根据式(2),降雨会引起土壤水分的升高,土壤水分的升高又会导致 Pr 的增加。如果按月来计算,一个月内降雨次数过多,那么处于高土壤水分的时间也越长,每月的 Pr 平均值也就越高。而当降雨停止后,表层土壤含水量并不会很快降到降雨前的水平,有一个下降过程,我们称之为降雨的长效影响,会使得土壤含水量在一定时间内保持较高的土壤含水量,所以我们引入一个由于降雨而改变了月土壤水分基准的因子 m_r 。通过实测数据拟合表征月降雨影响因子 R 的经验表达式(3)。

$$R = \frac{Pr_{\text{mean}} - Pr_{\min}}{c_1 + c_2 Pr_{\min}} \quad (3)$$

式中: c_1 、 c_2 为经验系数, Pr_{mean} 、 Pr_{\min} 分别为 Pr 的月平均值和最小值。由实测数据得出经验阈值 r ,当

$R \leq r$ 时,认为降雨对土壤水分无长效影响;当 $R > r$ 时,由于月平均降雨量大,会导致土壤水分保持在较高水平。通过经验回归把月降雨影响因子 R 转化为对月降雨基准的修正量 m_r 。

$$m_r = d(R - r) \quad (4)$$

式中: r 、 d 为实测数据回归经验系数。

2.2.2 对 Δm_v 的改进

土壤水分的日变化量受降雨和蒸发的影响,但是降雨对有植被覆盖和无植被覆盖区域的土壤水分影响程度不同:在植被特别稀疏的地区(如沙漠),一次降雨可以使土壤水分迅速升高;而在植被覆盖地区,由于土壤含水量相对较高,强降雨会导致土壤水分趋于饱和,在降雨量一定的情况下,降雨后 Δm_v 相对植被稀疏区要小得多。

经过实测数据模拟得出,当 $Pr > 3Pr_{\min}$ 时,可认为该地区在卫星过境时正在进行强降雨或在近几个小时内发生过强降雨。因此,反演模型需要改进,以便对土壤水分变化更敏感。可以认为当 $Pr > 3Pr_{\min}$ 时,降雨影响显著,土壤水分可能趋于饱和,进一步的降雨并不会导致土壤含水量的明显增加,因此,在式(2)中用 $3Pr_{\min}$ 代替 Pr ,进行土壤水分的日变化量的反演。经改进后,每个像元的土壤水分就是: $m_v + \Delta m_v'$, $\Delta m_v'$ 是利用强降雨影响因子改进的土壤水分日变化量。

2.3 模型的软件实现

利用RSI/IDL开发环境实现土壤水分的遥感反演模型。在.NET平台下,利用ArcEngine组件实现栅格数据和矢量数据的可视化、空间查询等功能,采用IDL来开发遥感反演模块。利用动态链接库调用接口的方法来实现遥感数据的运算(盖迎春等, 2005)。首先定义一个IDLInterface类,利用IDL自带的Export Bridge Assistant,可以生成对应的动态链接库IDLInterface.dll,注册该动态链接库,完成IDL接口的设计(孙权等, 2012)。然后,在.NET环境中添加该动态链接库的引用,便可以在系统中调用该类。藉此实现了IDL接口与开发环境的集成。除了模型本身的软件实现,还开发了数据预处理模块以及AMSR-E升、降轨数据的自动拼接与矢量剪裁等功能模块,方便数据的处理与模型运行的自动化。基本的模块界面如图1所示。用户可选择土壤水分反演的两个波段,然后决定是否使用系统缺省参数,考虑到系统的可移植性,模块可以让

用户输入修改后的经验参数,以增强该模块的适用性。

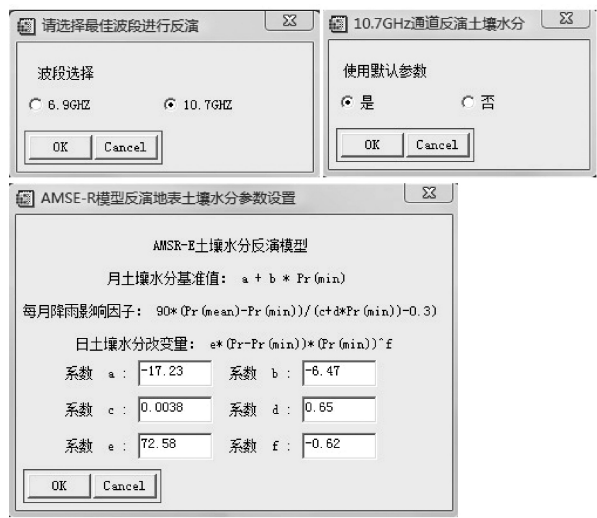


图 1 基于 IDL 的土壤水分反演模块界面
Fig. 1 IDL-based module interface for soil moisture inversion

3 实例

3.1 实验区概况与实地数据采集

3.1.1 实验区概况

新疆地处欧亚大陆中心,面积 166 万 km²,大部分地区降雨稀少,是典型的大陆性干旱气候。景观类型多样,包括了高山雪盖、草甸、森林等山地生态景观和沙漠、绿洲等平原景观。绿洲是集约化农业高度发达的地区,非常适合开展遥感应用研究。研究土壤水分遥感反演方法,并开发相应软件系统,对加强新疆土壤水分监测、促进遥感技术在新疆生态环境监测中的应用具有重要意义。

3.1.2 实地数据采集

地面实测数据的采集区位于北疆石河子及其周边,地处天山北麓中段,古尔班通古特沙漠南缘,这里的植被覆盖类型包括森林、高盖草、低盖草、农田和沙漠,年降水量为 125.0~207.7 mm。获取的地面实测土壤水分数据包括两类:①采用铝盒烘干法获取的采样数据。用环刀取样称重,然后放入烘箱烘烤 12~14 h,在干燥器中冷却 20 min 称重,两次的重量差与环刀容积的比值即为土壤体积含水量。2009 年 5 月 6-13 日和 7 月 26 日-8 月 8 日,在区内采集了 364 个样本,采样深度为地表下 5~10 cm。铝盒采样数据涵盖除高山苔原、冻土和雪盖以外的所有土地覆盖类型,主要用于推导适合实验区的土壤

水分反演模型参数。②用美国生产的 WatchDog2400 仪器定点观测长时间序列的土壤水分数据。传感器埋设深度为地表下 5~10 cm,体积含水量测量精度为±3%。5 台 WatchDog2400 仪器分别埋在森林、高盖草、低盖草、农田与沙漠覆盖类型中,每小时记录 1 个土壤水分值,共获取 2009 年 5 月 10 日-10 月 13 日的连续观测数据集。WatchDog2400 数据主要用来独立验证模型精度。

3.2 AMSR-E 数据的获取与预处理

AMSR-E 于 2002 年由 Aqua 搭载升空,入射角为 55°,刈宽为 1445 km, Aqua 为太阳同步观测卫星,因此 AMSR-E 的赤道过境时间为下午 1:30(升轨)和凌晨 1:30(降轨),卫星过境时间可以通过预报得到。AMSR-E 时间分辨率为每个扫描跨度约 50 min,6.9 GHz 至 36.5 GHz 通道的每个样品数据采样间隔为 2.6 ms,89.0 GHz 的通道为 1.3 ms,完整扫描大约需要 1.5 s。为了便于算法的检验和对比,亮温输入均选用 AMSR_E_L3_DailyLand_V06 中所包含的重采样亮温数据,以及由美国冰雪数据中心生产的升轨、降轨土壤水分反演产品。数据预处理由我们用 IDL 编写的预处理模块来完成。

3.3 结果与分析

根据式 (2),利用 AMSR-E 传感器 10.7 GHz 通道亮温数据以及地面实测土壤水分数据进行统计回归分析,得到式(5):

$$m_v = -17.23 - 6.47 \ln(Pr_{min}) \tag{5}$$

式中的符号含义与式(2)相同。

利用式(5)反演的新疆 2009 年 5 月土壤水分基准值如图 2 所示。可见新疆大部分地区均很干旱、植被覆盖度低,如塔里木盆地、吐鲁番盆地、准噶尔盆地等多半被沙漠所占据。这些地区土壤水分含量很低,一般沙漠地表下 10 cm 以内土壤体积含水量都在 2%以下。植被主要分布在天山和昆仑山的南北两侧,这些区域的土壤水分含量相对较高。根据式(2)以及改进后的公式,得到新疆地区的土壤水分日变化量如式(6)和(7)所示:

当 $Pr_{min} \leq Pr \leq 3Pr_{min}$ 时,
$$\Delta m_v = 72.58(Pr - Pr_{min})Pr_{min}^{-0.625} \tag{6}$$

当 $Pr > 3Pr_{min}$ 时,
$$\Delta m_v = 145.2Pr_{min}^{0.375} \tag{7}$$

土壤水分变化量和降雨、蒸发有关。通常情况下地表水分的蒸发会引起土壤体积含水量的降低,这是一个相对缓慢的过程;另一方面,降雨必然会

引起地表土壤水分含量的升高,而这是一种相对快速的过程。将土壤水分日变化量与实时降雨资料进行对比。实地降雨资料为从实时降雨库(在人类常居住区站点较多,沙漠和高山顶部站点较少)中定时提取日降水量观测值,在对数据进行质量控制的基础上,采用构建“气候背景场”的最优插值方法,实时生成 $0.25^{\circ}\times 0.25^{\circ}$ 的降水量数据产品。这里使用了来自中国气象科学数据共享服务网(<http://cdc.cma.gov.cn>)的中国逐日格点降水量实时分析系统(1.0版)数据集。用2009年5月25日实时降水量

数据产品与 AMSR-E 反演的 Δm_v 进行比较(图3)。

对比可以看出,5月25日新疆北部大的降雨使得反演的土壤水分变化量 Δm_v 在某些地区达到18%以上。但在降水量一定的条件下,降雨对有植被覆盖和无植被覆盖区域影响不同,随着植被覆盖度的降低,降雨对土壤水分的影响逐渐增大。在沙漠地区,由于土壤水分基准值很低,一次降雨可以使地表土壤水分暂时增加很多;而在高植被覆盖区,如果土壤水分值原来就很高,降雨只会使其地表土壤水分接近饱和,而后形成地表径流通过河道流走,

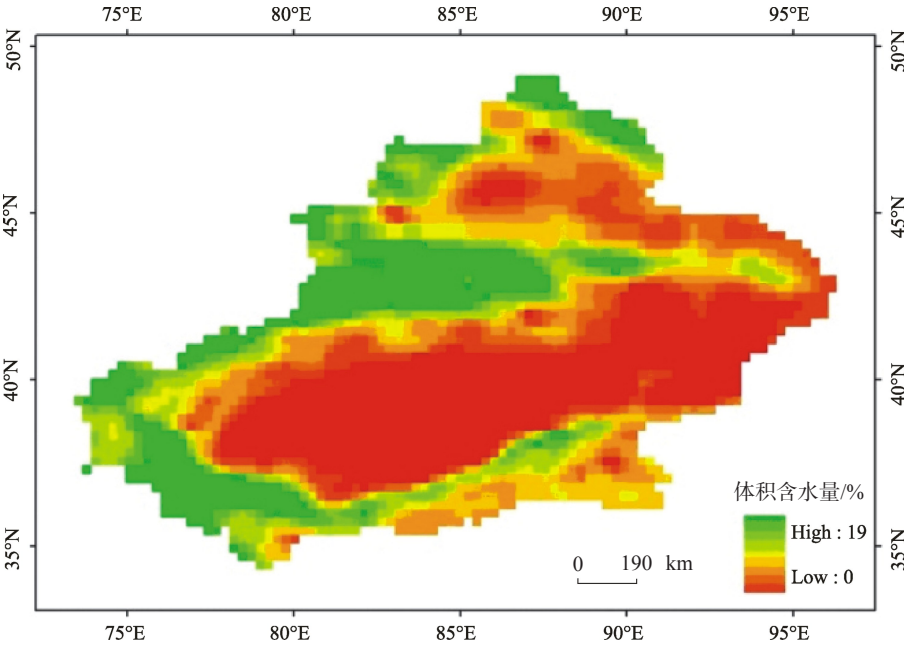


图2 利用 AMSR-E 数据反演得到的2009年5月新疆土壤水分基准值

Fig. 2 Soil moisture base map derived from the AMSR-E images of Xinjiang in May 2009

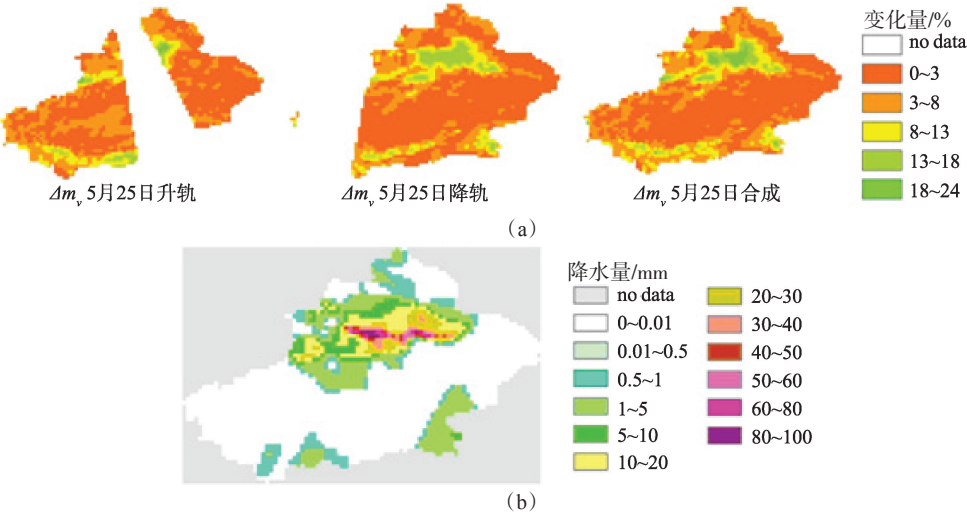


图3 2009年5月25日新疆土壤水分日变化量(a)与降水量(b)的比较分析

Fig. 3 Comparison between daily variation of soil moisture (a) and precipitation (b) on 25 May 2008 in Xinjiang

所以其土壤水分改变量的变化相对沙漠地区来说不明显;但整体上来看,降雨与土壤水分的变化量有着很好的相关性。

据式(5)、(6)和(7),可反演得到新疆2009年5-10月的土壤水分,图4只列出了2009年9月1-6日的反演值。由图可见,总体来说塔克拉玛干沙漠地区土壤体积含水量都在2%以下,而在天山、昆仑山两侧则出现高值区。根据9月2日升轨、降轨数据反演得到的土壤水分数据中,古尔班通古特沙漠达到10%~20%,而根据经验,沙漠中一般常年干旱,蒸发量远远大于降雨量,由此推断此地

有过降雨。根据9月2日台站实测的降水量数据(图5),证明这一天北疆几乎所有地区都发生了降雨。此外,图4所示9月3日降轨、4日升、降轨数据反演结果中,塔克拉玛干沙漠西部土壤含水量很高,与地面气象观测结果对比,也证实了在9月3日、4日在该区域有过大面积、大强度的降雨,说明本文提出的模型在新疆地区是有效的。

3.4 精度评价

以 WatchDog2400 获取的每小时土壤水分实测数据为参考,对2009年5月到9月利用 AMSR-E 反演的土壤水分结果进行了精度评价。具体来说,分

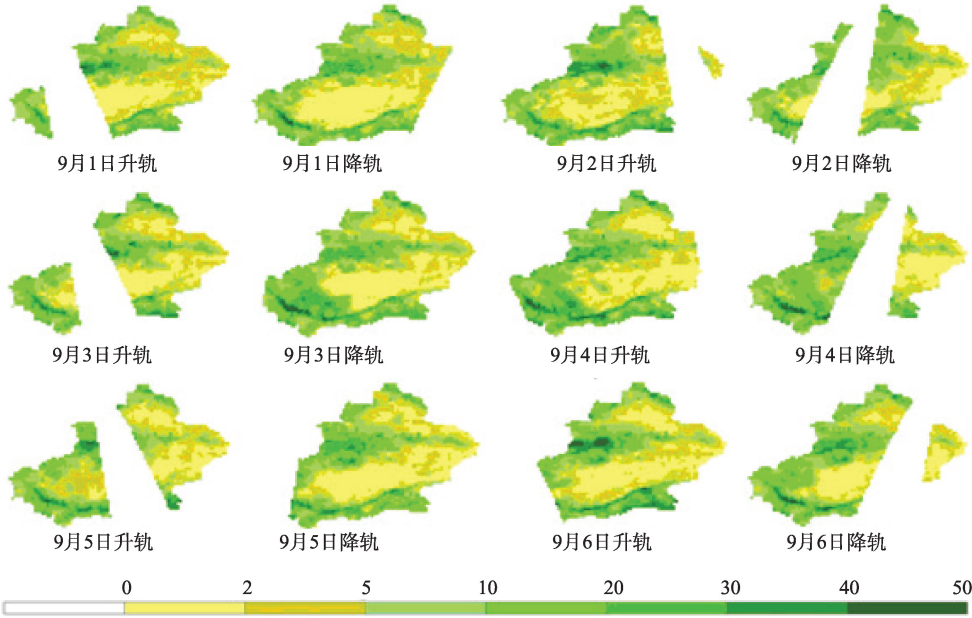


图4 新疆2009年9月1-6日土壤水分反演结果

Fig. 4 Soil moisture retrievals of 1-6 May 2009 in Xinjiang

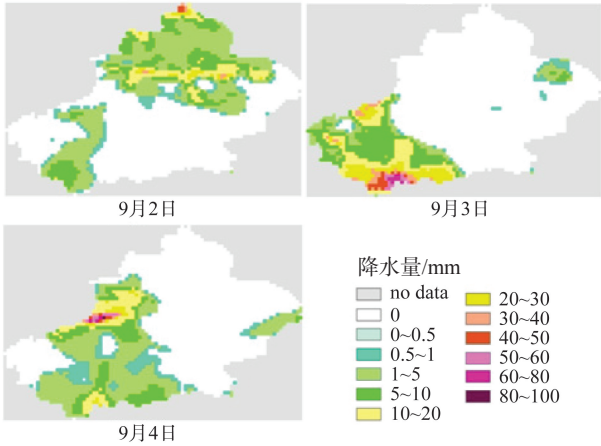
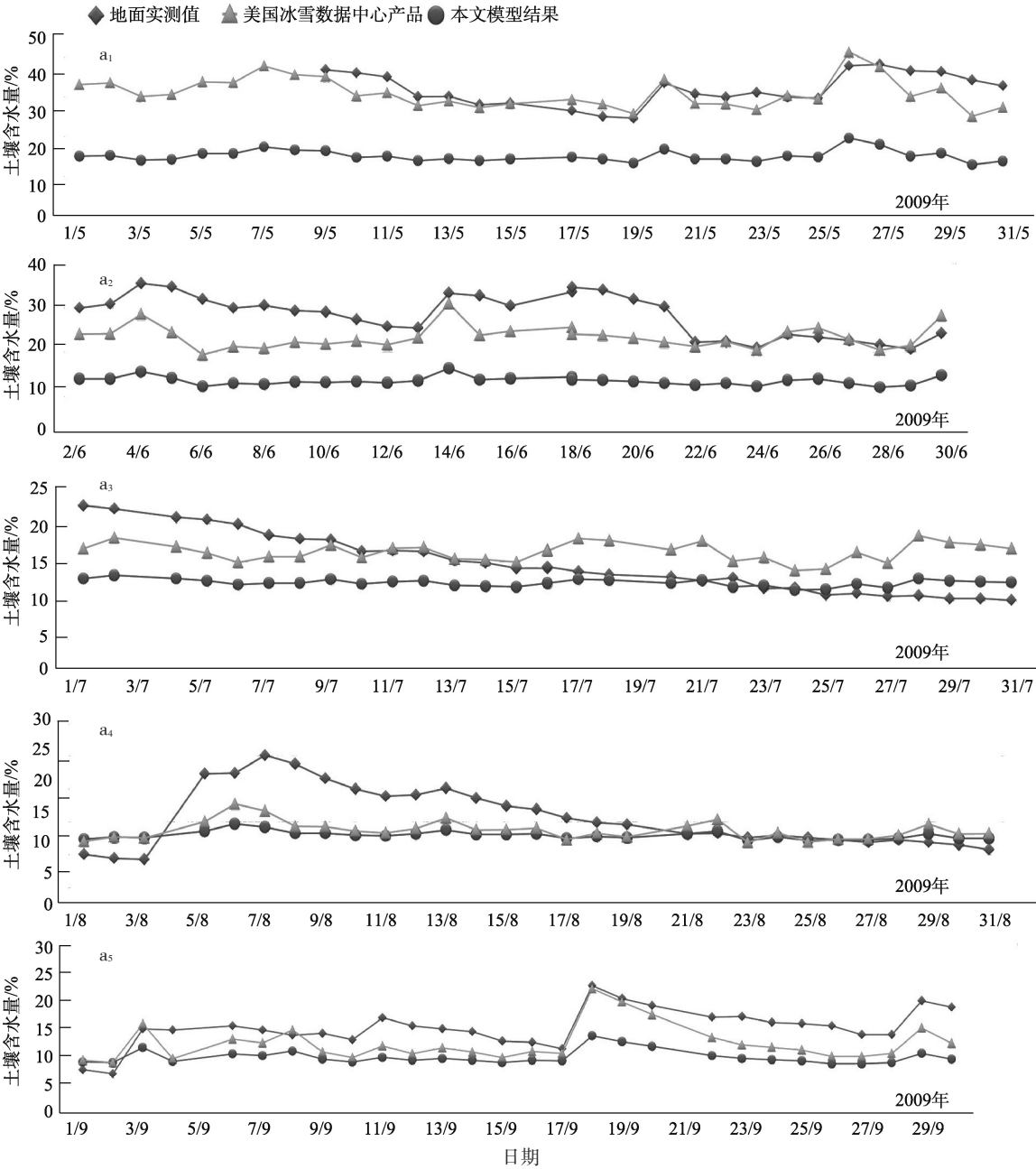


图5 新疆2009年9月2-4日降水观测数据

Fig. 5 Precipitation product from meteorologically observation of 2-4 September 2009 in Xinjiang

别选取仪器埋设的森林与低覆盖草地两种典型土地覆盖类型进行分析(图6)。由图6可见,美国冰雪数据中心的产品(三角折线)对新疆土壤水分的变化不敏感,变化幅度非常小,和实测值(菱形折线)之间的差距也较大;本文提出的模型反演结果(圆点折线)对降雨、蒸发引起的土壤水分变化更敏感,所得到的结果与地面实测值更接近。在低覆盖的草地区域,无论是本文模型的结果还是美国冰雪数据中心的产品,都与实测值较接近。这反映出植被对利用被动微波X波段(10.7 GHz)数据反演土壤水分的影响。

以森林与低覆盖草地 WatchDog 实测值为参考,进行定量统计分析。本文模型结果的均方根误差(Root-Mean-Square Error, RMSE)为 4.25%;而美国冰雪数据中心的产品均方根误差更大一些,为 8.40%;说明本文模型结果更符合地面实测值,能更好地估算新疆区域的陆面土壤水分信息(表1)。从表1还可以看出,无论是在低覆盖草地还是高覆盖的森林植被区域,本文模型的结果都好于美国冰雪数据中心的土壤水分反演产品。当然,本文模型的反演结果也存在误差,这一方面是因为中低分辨率遥感反演结果验证本身的复杂性,即很难获取 25



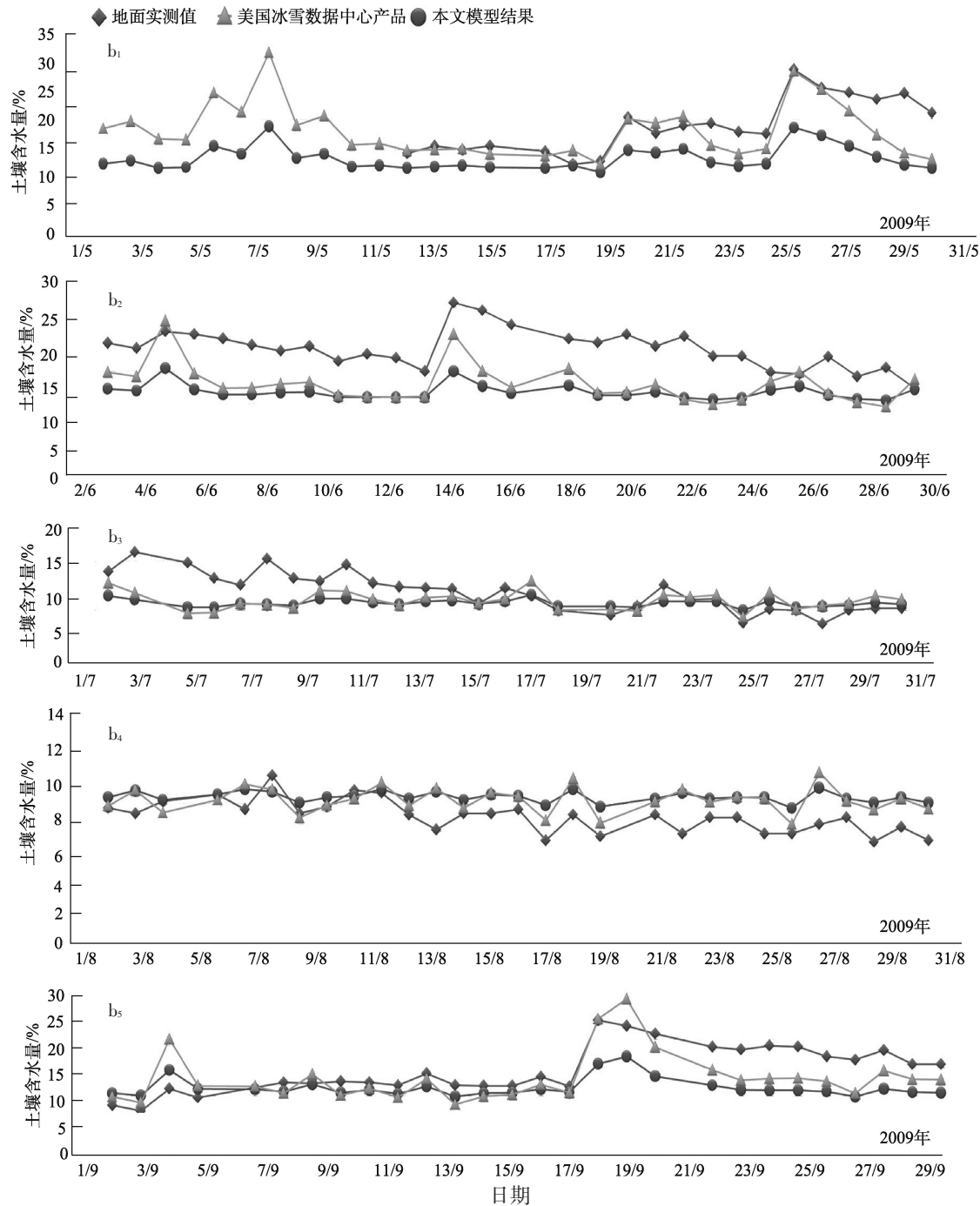


图6 森林(a)与低覆盖草地(b)情境下的土壤含水量:本文模型结果、NSIDC产品与地面实测值的比较
Fig. 6 Comparison between the modeled results, NSIDC products and in-situ measurements in densely forestland (a) and sparsely grassland (b)

表 1 不同土地覆盖下土壤水分实测值与遥感反演结果的统计分析

土地覆盖类型	确定系数(R^2)		RMSE/%		平均误差		最大误差	
	M1	M2	M1	M2	M1	M2	M1	M2
1.稀疏植被覆盖区域	0.71	0.71	4.75	3.75	3.7	2.8	11.8	9.8
2.林地覆盖区域	0.70	0.85	10.64	4.59	8.4	3.7	21.5	12.6
3.两种覆盖类型区域	0.76	0.87	8.40	4.25	6.2	3.3	21.5	12.6

注: M1 为本文模型结果;M2 为美国冰雪数据中心产品。

km分辨率像元内的准确“真值”,实测值与反演结果必然存在一个误差;另一方面,由于AMSR-E传感器的X波段对地面的穿透能力十分有限,只能得到表层5 cm内的土壤水分信息,而地面实测则很难获取如此浅表层的土壤含水量,而且新疆蒸发量很大,表层土壤水分含量波动也十分明显,客观上加大了遥感反演结果与地面实测值之间的不一致。

4 结论

本文提出了一种基于被动微波传感器AMSR-E X波段数据进行干旱区大范围土壤水分反演的模型,并通过集成ENVI/IDL与.NET环境对所提出的模型进行了软件实现。总体来说,经本研究改进后的反演模型充分考虑了降雨对表层土壤水分的影响,将每个像元的土壤水分值分为基准值和日变化量两部分来进行反演,从而提高了土壤水分的估算精度。以新疆为研究区,对所提出的模型和方法进行了验证。对比地面实测值,本文提出的模型无论是对土壤水分的估算范围,还是在统计分析误差方面,都明显优于美国冰雪中心的土壤水分产品,说明本文提出的模型更适合新疆地区土壤水分的遥感反演。

如果要进一步提高土壤水分反演精度,就需要采用L波段的探测通道(陈亮等, 2009),以获得对土壤表层更强的穿透能力;另一方面,需要综合微波与光学传感器之间的优势进行协同反演,以便更好地估算大范围土壤水分信息(赵杰鹏等, 2012)。在此方面我们也开展了研究并取得初步结果,将在另文中进行报道。

参考文献(References)

- Bindlish R, Jackson T J, Wood E, et al. 2003. Soil moisture estimates from TRMM Microwave Imager observations over the Southern United States. *Remote Sensing of Environment*, 85(4): 507-515.
- Chen L, Shi J C, Jiang L M, et al. 2009. Physically based retrieval of soil moisture using passive microwave remote sensing. *Advances in Water Science*, 25(2): 663-667.[陈亮, 施建成, 蒋玲梅, 等. 2009. 基于物理模型的被动微波遥感反演土壤水分. *水科学进展*, 25(2): 663-667.]
- Chen S, Chen X, Chen W, et al. 2011. A simple retrieval method of land surface temperature from AMSR-E passive microwave data--A case study over Southern China during the strong snow disaster of 2008. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(1): 140-151.
- Draper C S, Walker J P, Steinle P J, et al. 2009. An evaluation of AMSR-E derived soil moisture over Australia. *Remote Sensing of Environment*, 113(4): 703-710.
- Ge Y C, Feng M, Guo J W, et al. 2005. Study on communication mechanism between IDL and .Net environment. *Remote Sensing Technology and Application*, 20(3): 350-354. [盖迎春, 冯敏, 郭建文, 等. 2005. IDL与.Net环境通信机制研究. *遥感技术与应用*, 20(3): 350-354.]
- Jackson T J, Le Vine D M, Hsu A Y, et al. 1999. Soil moisture mapping at regional scales using microwave radiometry: The Southern Great Plains Hydrology Experiment. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(5): 2136-2151.
- Jackson T J, Cosh M H, Bindlish R, et al. 2010. Validation of Advanced Microwave Scanning Radiometer soil moisture products. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(12): 4256-4272.
- Njoku E G, Li L. 1999. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6-18 GHz. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(1): 79-93.
- Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. 2003. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(2): 215-229.
- Njoku E G, Ashcroft P, Chan T K, et al. 2005. Global survey and statistics of radio-frequency interference in AMSR-E land observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(5): 938-947.
- Njoku E G, Chan S K. 2006. Vegetation and surface roughness effects on AMSR-E land observations. *Remote Sensing of Environment*, 100(2): 190-199.
- Owe M, de Jeu R, Walker J. 2001. A methodology for surface soil moisture and vegetation optical depth retrieval using the microwave polarization difference index. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39(8): 1643-1654.
- Owe M, de Jeu R, Holmes T. 2008. Multisensor historical climatology of satellite-derived global land surface moisture. *Journal of Geophysical Research*, 113(F1): F1002.
- Shi J, Jackson T, Tao J, et al. 2008. Microwave vegetation indices for short vegetation covers from satellite passive microwave sensor AMSR-E. *Remote Sensing of Environment*, 112(12): 4285-4300.
- Sun Q, Zhang X F. 2012. Design and implementation of re-

- gional eco-environmental spatial information service system. *Computer Applications and Software*, 29(1): 191-195. [孙权, 张显峰. 2012. 区域生态环境空间信息服务系统的设计与实现. *计算机应用与软件*, 29(1): 191-195.]
- Temimi M, Leconte R, Chaouch N, et al. 2010. A combination of remote sensing data and topographic attributes for the spatial and temporal monitoring of soil wetness. *Journal of Hydrology*, 388(1-2): 28-40.
- Zhang X, Zhao J, Sun Q, et al. 2010. Soil moisture retrieval from AMSR-E data in Xinjiang (China): Models and validation. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 4(1): 1-11.
- Zhao J P, Zhang X F, Bao H Y, et al. 2012. Monitoring land surface soil moisture: co-inversion of visible, infrared and passive microwave sensing data. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 31(2): 137-142. [赵杰鹏, 张显峰, 包慧漪, 等. 2012. 基于可见光红外与被动微波遥感的土壤水分协同反演. *红外与毫米波*, 31(2): 137-142.]
- Zhu L, Chen J M, Qin Q, et al. 2009. Optimization of ecosystem model parameters using spatio-temporal soil moisture information. *Ecological Modelling*, 220(18): 2121-2136.

Improved soil moisture retrieval model from remotely sensed microwave data

ZHANG Xianfeng, ZHAO Jiepeng, LIU Yu

(Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: Retrieving land surface soil water content from remotely sensed passive microwave data has a good physical basis. Thus, it can provide dynamic monitoring of large-range soil moisture condition. The Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS (AMSR-E) data were used to derive soil moisture base value and daily variation for each image pixel, respectively, to build an inversion model for retrieving soil moisture information. A precipitation impact factor was proposed and incorporated into the modeling process to improve the accuracy of soil moisture retrieval. The IDL language was used to implement the proposed model as software modules of the System of Xinjiang Soil Moisture Inversion from Remotely Sensed Data. The in-situ measured soil moisture data by the WatchDog 2400 instrument and Loss-on-Drying method were used to derive empirical parameters for the regressive model that are suited to the conditions in Xinjiang, and to verify the proposed model output. The results show that, with reference to the data of in-situ measurements, our improved model can achieve better estimation of Xinxiang's soil moisture than the soil moisture products of US National Snow & Ice Data Center (NSIDC). The RMSE is improved from 8.4% to 4.25%. The software modules developed in this study can provide a tool for quick soil moisture monitoring in a large area such as Xinjiang.

Key words: microwave; soil moisture; AMSR-E; ENVI/IDL; arid areas