

文章编号:1001-9014(2012)02-0137-07

基于可见光红外与被动微波遥感的 土壤水分协同反演

赵杰鹏, 张显峰*, 包慧漪, 童庆禧, 王旭阳, 廖春华
(北京大学 遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

摘要:利用 MODIS 传感器的可见光、红外波段数据反演土壤水分在一定时段内的基准值,用被动微波传感器 AMSR-E 数据反演其变化量,提出将被动微波遥感数据与热红外遥感数据在模型级别协同反演大范围地表土壤水分的方法,这样每天可输出 $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ 的升、降轨土壤水分反演结果.以新疆为研究区,对上述方法进行了土壤水分协同反演实验,以地面实测数据为参考的验证结果表明,所提模型得到的土壤水分值与地面实测值之间相关性较高,均方根误差较小,优于单一传感器数据的反演结果,可更好地满足新疆土壤水分监测的需求.

关键词:协同反演;土壤水分;红外;被动微波;AMSR-E;MODIS

中图分类号:TP722.5; S152.7 **文献标识码:**A

Monitoring land surface soil moisture: co-inversion of visible, infrared and passive microwave sensing data

ZHAO Jie-Peng, ZHANG Xian-Feng*, BAO Hui-Yi, TONG Qing-Xi,
WANG Xu-Yang, LIAO Chun-Hua
(Institute of Remote Sensing and GIS, Peking University, Beijing 100871, China)

Abstract: To effectively retrieve large-scale daily soil moisture, this study proposed a model-level integrated approach termed co-inversion of visible, infrared and passive microwave remote sensing data. Specifically, the MODIS data are used to derive soil moisture base, and the AMSR-E data are employed to estimate daily variation of land surface soil moisture over a large area. The soil moisture information over the large area is then estimated by integrating these two parts: base and variation. Improvements inherent in the proposed approach enable daily $1\text{ km} \times 1\text{ km}$ soil moisture estimation of the entire study area, even when some areas were covered with clouds. Verification with ground truthing data in Xinjiang, China shows that the co-inversion of thermal and passive microwave remotely sensed data can achieve better estimation of soil moisture than each single data source or model. The square correlation coefficient is 0.86 and RSME is 3.99 when the estimated soil moisture is compared with the ground truthings. The results proved that the co-inversion model outperformed either the MODIS or AMSR-E inversion of soil moisture over large areas, and can meet the needs of Xinjiang's soil moisture monitoring.

Key words: co-inversion; soil moisture; infrared; passive microwave; AMSR-E; MODIS

PACS: 95.75.RS

引言

基于土壤及土壤上植被的光谱反射特性和其表面发射特性,光学(可见光、近红外、热红外)遥感通过植被指数和地表温度的关系来反演土壤水分^[1-2],

应用比较多的是利用温度植被干旱指数(Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI)间接估算土壤水分^[3]和基于热惯量特性估算地表土壤水分^[4].其中,TVDI模型只适用于有植被覆盖的区域,而基于热惯量特性估算地表土壤水分,只适用于地表覆盖

收稿日期:2011-04-22,修回日期:2011-12-20

Received date: 2011-04-22, revised date: 2011-12-20

基金项目:国家863计划课题(2008AA12Z112);国家自然科学基金(41071257)

Foundation item: Supported by the two research grants from Chinese Ministry of Science and Technology(2008AA12Z112) and National Natural Science Foundation of China(41071257)

作者简介:赵杰鹏(1986-),男,陕西人,硕士研究生,主要从事陆面参数遥感反演研究. E-mail: banzhu027@yahoo.com.cn.

* 通讯作者: xfzhang@pku.edu.cn.

为裸土或植被覆盖很低时,在有植被覆盖区域则无法适用^[5].

土壤的介电常数和土壤水分之间存在较密切的关系^[6].被动微波遥感在植被、地表温度、地表土壤水分^[7-10]的反演中都有着重要的作用,尤其在地表土壤水分的反演方面,以其较为坚实的物理基础、不受云层的影响,一直以来都很受重视.从最早的单通道模型^[11-12],到后来的多通道模型^[9,13-14],利用被动微波遥感数据反演土壤水分逐渐走向成熟^[9].近年来,利用 AMSR-E(Advanced Microwave Scanning Radiometer-Earth Observing System)传感器反演大区域的地表土壤水分的精度得到了验证与肯定^[15-19],但星载被动微波遥感传感器的空间分辨率通常较低,只能获得地表浅层的土壤水分信息,导致其应用也受到很大的限制.

不同波段的遥感数据有着各自的优缺点:当研究区域较大时,利用光学/热红外遥感反演地表土壤水分有着较高的空间分辨率,但受云层的影响严重,不但制约了反演精度,而且造成了结果在空间上的不连续;被动微波遥感虽然有着较好的物理基础,受云层的影响不大,但星载被动微波传感器的空间分辨率相对较低,应用受到一定限制.因此,本文拟探讨如何在模型级别“协同”可见光、红外与微波通道的遥感数据,以提高大范围区域的陆表土壤水分的监测精度.

1 多传感器数据的协同反演策略与模型

1.1 基于被动微波传感器的土壤水分反演

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^[8],张显峰等人在此基础上对模型进行了进一步的改进^[20],使之适合干旱区的陆表土壤水分遥感估算,得到如式(1)的反演模型:

$$\begin{aligned} sm &= m_v + \Delta m_v \\ m_v &= n_1 + n_2 \ln(\text{Pr}_{\min}) \\ \Delta m_v &= m_1 (\text{Pr} - \text{Pr}_{\min}) \text{Pr}_{\min}^{m_2} \end{aligned} \quad (1)$$

式中, sm 为土壤水分, m_v 为观测周期内的土壤水分基准, Δm_v 为变化量; Pr 为根据 AMSR-E 10.7 GHz 通道计算的亮温极化率; Pr_{\min} 为观测周期内亮温极化率的最小值; m_1 与 m_2 、 n_1 与 n_2 为根据地面数据得到的经验参数.这样,地表土壤水分的反演被分解为基准和变化量两个部分.前者主要表征了一个观测

周期(如月、旬)内陆表土壤水分的最低值;而变化量则表示在观测周期内由于降雨、蒸发等气象条件的变化导致的土壤水分波动,其中降雨的影响尤为显著.从式(1)可以看出,土壤水分基准主要受 Pr_{\min} 的影响;变化量受 $(\text{Pr} - \text{Pr}_{\min})$ 与 Pr_{\min} 的共同影响. Pr 受地表土壤水分、植被含水量、粗糙度三个方面的影响,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,所以在一定的时间范围内,比如 16 天或一个月,假定地表植被和粗糙度维持基本不变,变化的只有地表土壤水分.因此,可以通过同一天过境的不同传感器数据来分别反演陆表土壤水分的基准值和变化量,从而提高每个像元的土壤水分估算精度.

1.2 基于 MODIS 的地表土壤水分基准反演

根据地表覆盖状况分成三种情形,即:裸露土壤、稀疏植被覆盖下的土壤和密闭植被覆盖下的土壤.使用植被指数阈值来区分上述三种植被覆盖类型,从而对复杂地表覆盖加以简化,选择适合不同覆盖类型的反演模型来反演土壤水分基准,以提高整个区域土壤水分遥感反演精度.

1.2.1 裸露土壤情况下热惯量模型

土壤水分含量越高,土壤的热惯量也就越大,土壤温度变幅就越小;反之,土壤干燥缺水,土壤热惯量就小,土壤温度变幅就越大.利用热红外遥感探测土壤温度变化,再利用光学遥感反演得到的地表反照率,计算土壤热惯量,达到估算土壤水分的目的.利用热红外传感器反演地表温度受到云层的影响,所以利用最大值合成法对其进行合成.对于大尺度区域的土壤水分反演来说,16 天合成的产品可以最大限度的消除云层的影响,同时保证数据空间的连续性,具体合成方法为

$$\begin{aligned} LST_{\text{MAX}} &= \text{MAX}(LST_{\text{DAY1}}, LST_{\text{DAY2}}, LST_{\text{DAY3}}, \dots, \\ &LST_{\text{DAY16}}) \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\text{MAX}(\quad)$ 为最大值函数, LST_{MAX} 为最大值合成后的影像, $LST_{\text{DAY1}}, LST_{\text{DAY2}}, LST_{\text{DAY3}}, \dots, LST_{\text{DAY16}}$ 分别为 16 天中每日白天的地表温度.利用式(3)计算全波段反照率 α ,

$$\begin{aligned} \alpha &= 1.160\rho_1 + 0.291\rho_2 + 0.243\rho_3 + 0.116\rho_4 \\ &+ 0.112\rho_5 + 0.081\rho_7 - 0.0015 \end{aligned} \quad (3)$$

ρ_i 为 MODIS 相应波段的反射率数据.在实际应用时,常用表观热惯量 ATI 来代替真实热惯量,表观热惯量计算式为

$$\text{ATI} = (1 - \alpha) / \Delta T \quad (4)$$

ΔT 为由白天和夜晚 MODIS 热红外波段数据反演得

到的陆面温度计算得到的昼夜温差. 最后利用观测的土壤水分数据, 建立表观热惯量 ATI 与土壤水分之间的遥感统计模型.

1.2.2 密闭植被覆盖情况下 TVDI 模型

在简化的 $T_s/NDVI$ 特征空间中, 将湿边 ($T_{s_{min}}$) 处理为与 NDVI 轴平行的直线, 干边 ($T_{s_{max}}$) 与 NDVI 成线性关系, 在干边上 $TVDI = 1$, 在湿边上 $TVDI = 0$. 准确地估计这些参数通常要求研究区域内地表覆盖从裸土变化到比较稠密的植被覆盖, 土壤表层含水量从萎蔫含水量变化到田间持水量. 在冠层或裸地表面温度 T_s 与 NDVI 的二维空间里, TVDI 表示为

$$TVDI = \frac{T_s - T_{s_{min}}}{T_{s_{max}} - T_{s_{min}}}, \quad (5)$$

$$= \frac{T_s - (a_2 + b_2 NDVI)}{a_1 + b_1 NDVI - (a_2 + b_2 NDVI)}$$

式中, T_s 为给定像元的地表温度, NDVI 为给定像元的归一化植被指数. 将 $T_s/NDVI$ 特征空间简化处理为三角形的同时, 对 $T_{s_{max}}$ 和 $T_{s_{min}}$ 同时进行线性拟合, a 、 b 可以从 $T_s/NDVI$ 特征空间的干边拟合得到. $T_{s_{max}} = a_1 + b_1 * NDVI$, $T_{s_{max}}$ 相当于给定研究范围内相同 NDVI 值下的最高温度; $T_{s_{min}} = a_2 + b_2 * NDVI$, $T_{s_{min}}$ 相当于给定研究范围相同 NDVI 值下的最低温度. 考虑到可见光、红外遥感易受到云层的影响, 所以大范围可见光、红外遥感反演地表土壤水分时往往需要多日合成的方法来去除云层的影响. 但对于大区域, 每个像元, 受到的太阳辐射、大气状况与地面高程、地理纬度、云层都有着很密切的关系, 使得统计空间内受太阳总辐射与大气状况都不一致. 为此, 通过利用张显峰等人对 Sandholt 等提出的 TVDI 模型进行改进, 使之能适用于较大范围 (如新疆) 的地表土壤水分反演, 来补偿由于受太阳总辐射与大气状况差异引起的误差, 请见文献[21].

1.2.3 稀疏植被覆盖下混合均值模型

对于稀疏植被覆盖区, 考虑到植被的影响, 将归一化植被指数作为一个简单的植被状况评价参数, 将其引入回归模型, 在低植被覆盖区, 利用两种模型反演结果的平均值, 代表该像元的土壤水分值, 这样, 可以削弱热惯量算法在高植被区精度降低或 TVDI 算法在裸地中精度降低的问题. 经过与地面实测结果的对比分析, 表明在新疆地区, 利用 NDVI 的阈值 0.1 和 0.18, 可将地表覆盖划分为裸地/极稀疏植被、稀疏植被和密集植被覆盖区, 分别采用热惯量和改进的 TVDI 模型来反演, 可得到较好的结果.

1.3 基于 MODIS 与 AMSR-E 的协同反演模型

针对利用被动微波遥感反演土壤水分基准的精度不高和空间分辨率过低的问题, 通过利用可见光、红外遥感对被动微波反演土壤水分的算法进行改进. 基于 MODIS 数据的土壤水分估算的优势在于有较高的空间分辨率 (1 km), 更能满足大部分应用需求, 但大范围的应用受云层的影响严重. 所以, 在大范围反演中, 针对可见光、红外遥感和被动微波遥感各自的优劣势, 利用基于 MODIS 的复合模型来反演地表土壤水分基准, 利用被动微波遥感 AMSR-E 来反演地表土壤水分的变化量.

对于可见光、红外波段遥感, 通过 16 天最大值合成可以降低云层对地表温度反演精度的影响. 更重要的是, 对于 TVDI 模型而言, 在 NDVI 一定的情况下, 地表温度的高低对土壤水分反演的结果有重要影响, 16 天最大值合成的温度表示了某地区 16 天合成周期内各个像元地表温度的最大值, 由 TVDI 的定义式 (5) 可知, 地表温度 T_s 如果取最大值, 说明 TVDI 特征空间中 TVDI 取最大值, 由于 TVDI 与土壤水分的负相关性, 所以最大值合成的 TVDI 反应了 16 天周期中的土壤水分的最小值, 把这种最小值称为反演周期的“基准值”.

同样, 对于表观热惯量模型而言, 与 TVDI 模型类似, 在同一像元内, 由于云层的影响, 白天地表温度随时间的变化幅度比较大, 而晚上的温度随时间的变化会相对稳定. 16 天温度最大值合成后, 对于某一特定像元, 昼夜温差为最大值, 再根据式 (4), 可推断出表观热惯量为最小值, 由于 ATI 与地表土壤水分有着正相关, 所以最大值合成的 ATI 反应了 16 天周期中的土壤水分的最小值, 与上述基准值含义相同, 因此, 也是反演周期的“基准值”,

利用 MODIS 数据反演得到地表土壤水分基准, 再结合 AMSR-E 反演得到的土壤水分变化量, 二者协同可以得到一个反演周期内每日两次的土壤水分估算结果. 协同反演步骤如下:

第一步: 通过 MODIS 可见光、红外波段数据, 利用热惯量与温度植被干旱指数 (TVDI) 的复合反演模型, 估算 1 km 分辨率的土壤水分基准 m_v .

第二步: 反演周期内土壤水分变化量. 利用 AMSR-E 数据的 10.7 GHz 通道按式 (1) 来反演得到反演周期内的每日土壤水分变化量 Δm_v .

第三步: 对用 AMSR-E 反演的地表土壤水分变化量进行重采样, 采样成为 1 km 分辨率的影像数据, 然后再通过与用光学/热红外遥感反演的土

壤水分基准进行相加,这样就建立了两种传感器数据的协同反演模型,可得到实验区一天两次(升轨和降轨)的空间分辨率为 1 km 的土壤水分反演结果.

2 研究区域与协同反演实验

新疆维吾尔自治区位于我国西北部,面积 166 多万平方公里,约占中国面积的 1/6. 它属明显的温带大陆性气候,气温变化大,日照时间长,空气干燥. 新疆年平均降水量为 150 mm 左右,但各地降水量相差很大. 新疆地表类型多样化,地表覆盖类型垂直分布明显,可分为高山雪覆盖、高山森林覆盖、高覆盖草地、低覆盖草地、农田、沙漠;地表土壤类型可分为风沙土、棕漠土、棕钙土等,很适合选作陆面参数遥感反演的实验区域.

2.1 地面数据采集

地面实测土壤水分数据采集采用两种方法:一是空间范围的随机采集,利用铝盒烘干法,用环刀取样称重,然后放入烘箱,在 105 ~ 110°C (温度过高,有机质易碳化散逸)温度下烘至恒重(间隔 3 h 的测量差异不超过 3 mg),实际操作中一般烘 12 ~ 14 h,在干燥器中冷却 20 min 称重即可,两次质量的差与环刀容积的比值即为土壤水分. 2009 年 5 月 6 日至 13 日和 7 月 26 日至 8 月 8 日,一共在典型区采集了 364 个数据样本,采集深度为地表以下 5 ~ 10 cm. 另一种方法是用美国生产的 WatchDog2400 仪器定点观测得到长时间序列的土壤水分,埋设深度为地表以下 5 ~ 10 cm. 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,每小时记录一个土壤水分值,共获取 2009 年 5 月 10 日至 10 月中旬的土壤水分观测数据集.

2.2 遥感数据获取与处理

AMSR-E 传感器于 2002 年由 Aqua 搭载升空, Aqua 为太阳同步观测下午星,因此 AMSR-E 的赤道过境时间约为当地时间下午 1:30 (升轨)和凌晨 1:30 (降轨). AMSR-E 传感器获取频率分别为 6.9 GHz, 10.7 GHz, 18.7 GHz, 36.5 GHz 通道的亮温数据,其中,36.5 GHz、18.7 GHz 受到大气状况和云层的影响较严重,6.9 GHz 通道又受无线频率干扰影响严重,因而 10.7 GHz 通道数据最适合表层土壤水分信息的反演^[22-23]. 本研究的 AMSR-E 亮温数据来自 NSIDC 的 AMSR_E_L3_DailyLand_V06 数据集中的重采样升、降轨亮温数据. MODIS 遥感数据为从美国 USGS 下载的 MODIS 16 天合成的植被指数产

品 MOD13A2、MODIS 反演的每日的陆面温度产品 MYD11A1、MODIS 反演的 16 天的地表反射率产品 MCD43B4 等. USGS 提供的 MODIS 处理工具 MRT 用来对 MODIS 数据进行预处理. 其它辅助数据如 DEM 为美国 NASA 通过测地雷达获取与重采样得到的水平分辨率为 1 km 的 SRTM 高程数据. 在 IDL 环境下开发了相应数据预处理模块,实现了各反演模型.

2.3 土壤水分协同反演方法实现

利用 2009 年第 129 天到 2009 年第 144 天采集的数据与每日 TVDI、16 天合成 TVDI、校正后 16 天合成 TVDI 进行了比较,结果如图 1 所示. 由图 1 可见,16 天合成的 TVDI,每日 TVDI 与实测土壤水分的相关性都比较小,相关系数的平方分别为 0.36、0.38,说明 16 天合成相对于每日的 TVDI 而言,拟合精度没有明显的变化,而经过校正后的 TVDI 与实测土壤水分的相关性有着明显的提高,相关系数的平方达到了 0.6.

根据提出的复合反演模型,对利用 MODIS 数据反演的地表温度进行高程校正、纬度校正、云层掩膜拓展校正后,计算出新疆的 TVDI,然后再进行真实干边校正,最后得到校正后的温度植被干旱指数 (TVDI). 然后利用 MODIS 昼夜热红外波段计算出表观热惯量 ATI,利用式(6)的反演策略,计算出土壤水分基准 m_v .

$$\begin{cases} \text{当 NDVI} < 0.1 \text{ 时, } SM_1 = a_3 + b_3 * ATI; \\ \text{当 } 0.1 \leq \text{NDVI} \leq 0.18 \text{ 时, } SM = (SM_1 + SM_2)/2; \\ \text{当 NDVI} > 0.18 \text{ 时, } SM_2 = a_4 + b_4 * TVDI \end{cases}, \quad (6)$$

其中 SM 为土壤水分, a 、 b 分别为与实测数据的拟合系数.

然后,利用 10.7GHz 通道的 AMSR-E 数据与地面实测数据回归得到的土壤水分日变化量如式(7)、式(8)所示.

$$\begin{aligned} &\text{当 } Pr_{\min} \leq Pr \leq 3Pr_{\min} \text{ 时,} \\ &\Delta m_v = 72.58 (Pr - Pr_{\min}) Pr_{\min}^{-0.625}, \quad (7) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &\text{当 } Pr > 3Pr_{\min} \text{ 时,} \\ &\Delta m_v = 145.16 Pr_{\min}^{0.375}, \quad (8) \end{aligned}$$

其中, Δm_v 为日土壤水分变化量,它与降雨、蒸发有关. 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;降雨会引起地表土壤水分含量的迅速升高,如果某日某地有降雨则必然引起当地土壤水分含量的增加. 用日土壤水分变化量 Δm_v 与实地降雨资料进行对比,见图 2. 实地降雨资料为从实时

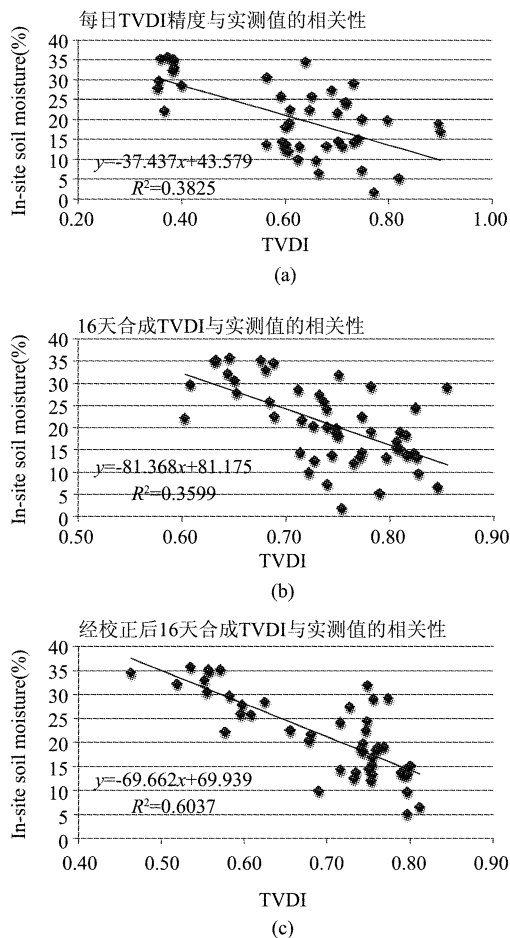


图1 各 TVDI 与地面实测值之间的相关性分析 (a) 每日, (b) 16 天合成, (c) 改进后

Fig. 1 Correlative analysis between the in-situ soil moisture with (a) daily TVDI, (b) 16-day composite TVDI and (c) modified 16-day composite TVDI

降雨库(在人类常居住区站点较多,沙漠和高山顶部分站点较少)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.用 5 月 25 日台站实测的降水量数据产品与 5 月 25 日的 AMSR-E 水分反演数据 Δm_v 来做对比,见图 3.对比可见,5 月 25 日新疆北部的明显降雨过程使得反演的土壤水分变化量 Δm_v 在某些地区达到 18% 以上.相同降雨对有植被覆盖和无植被覆盖区域影响不同,随着植被覆盖度的减小,降雨对土壤水分影响逐渐增大.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,而后通过河道流走,所以其土壤水分变化量 Δm_v 的变化相对沙漠地区来说可能不明显.

3 实验结果与精度分析

3.1 结果分析

图 2 和图 3 分别为新疆 2009 年 5 月 10 日、25 日利用 MODIS 与 AMSR-E 遥感数据协同反演得到的土壤水分结果图.由图可见,新疆大部分地区都很干旱、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,所以这些地方的土壤水分含量低.一般情况下在沙漠地表 10 cm 以上土壤体积含水量都在 5% 以下.另一方面植被主要分布在天山南北两侧、阿勒泰南侧与昆仑山的北侧,这些地区土壤水分相对比较充足,有森林与高山草甸发育.协同反演结果分布比较合理.

3.2 精度分析与讨论

将地面实测土壤水分值作为参考,分别对 TVDI 模型反演结果、美国冰雪数据中心 (NSIDC) 的土壤水分产品以及本文提出的协同反演结果之间进行了分析与比较.可得出如下结论:(1) TVDI 独立反演的结果与实测值的差距较大,变化趋势与实测值也不一致.由于受云层的影响,在很多时候会得不到观测值;每月反演值的多少与植被覆盖度有一定关系,一般情况下植被覆盖度较高的森林,能进行反演的像元较少,沙漠地区则会较多,这与云层的分布相关.(2) 美国冰雪数据中心的土壤水分产品与实测值的绝对值有较大差距,这是由于 AMSR-E 数据空间分辨率低^[24],和模型参数缺乏新疆本地化等原因造成的.但是 NSIDC 反演的结果与土壤水分的变化趋势有着较好的相关性.(3) 本文提出的模型与实测值,无论在土壤水分的绝对值,还是变化趋势上都有着很好的相关性.统计分析结果如表 1 所示:

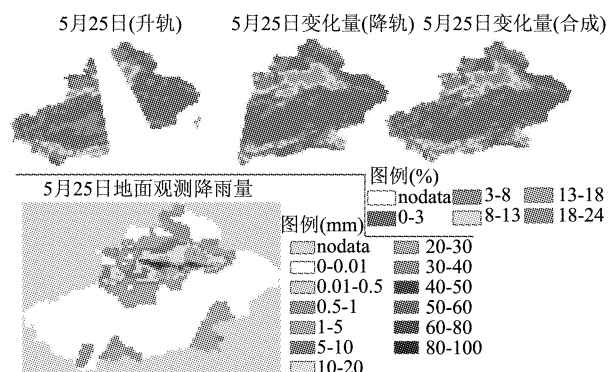


图2 利用 AMSR-E 估算的 2009 年 5 月 25 日的新疆土壤水分日变化值

Fig. 2 The daily variation of soil moisture of 25-5-2009 in Xinjiang derived from AMSR-E data

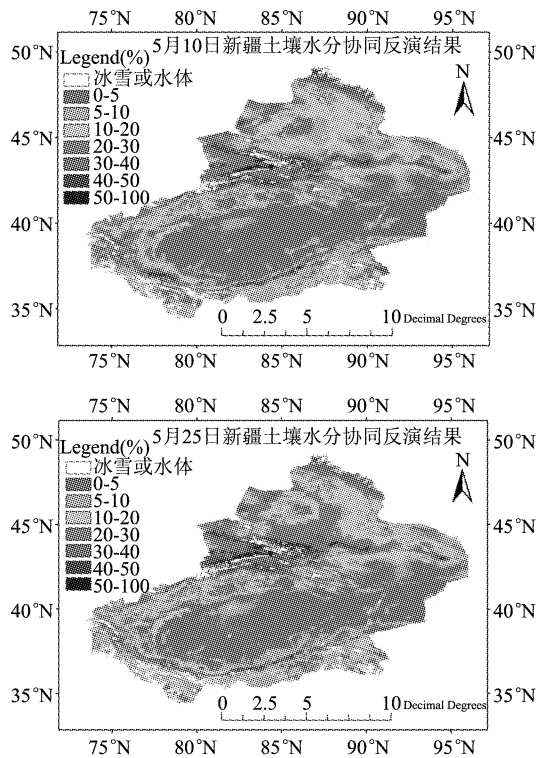


图3 利用协同反演模型估算2009年5月10日(左图)与25日(右图)的新疆土壤水分

Fig. 3 Co-inversion of soil moisture of the days 10-5-2009 (left) and 25-5-2009 in Xinjiang (right)

表1 TVDI反演、NSIDC产品以及协同反演结果的精度分析

Table 1 Statistical analysis of TVDI-based retrieval, NSIDC products and co-inversed results

	TVDI模型	NSIDC产品	协同反演结果
平均误差	12.50	11.75	3.04
相关系数(R^2)	0.36	0.33	0.86
均方差(RMSE)	14.86	13.45	3.99

将MODIS与AMSR-E遥感数据进行结合,发挥可见光、红外与被动微波遥感各自的优势,建立了新疆表层土壤水分的协同反演模型.从结果分析可见,由于云层、地形起伏等的影响,Sandholt等的TVDI模型不适合用来估算大区域土壤水分的分布状况;美国冰雪中心基于AMSR-E数据反演的土壤水分产品,由于空间分辨率很低,土壤水分的基准值反演不准确,导致土壤水分估算在山地森林与高盖草地整体偏低而在沙漠和裸地区域又偏高.

4 结论

本文提出的协同反演模型结合了可见光、红外遥感传感器MODIS与被动微波传感器AMSR-E各自的

优点,能较好地反演每日的土壤水分信息,既能利用微波不受云层的影响,较好地估算土壤水分的日变化量,又能发挥MODIS空间分辨率相对较高的优势,更精确地反演地表不同覆盖类型下的土壤水分基准值,最后得到较高空间与时间分辨率以及较高精度的土壤水分估算结果.地面验证表明,本文提出的协同反演模型结果与地面实测值之间有较高的相关性($R^2 = 0.86$)和较小的均方根误差($RMSE = 3.99$),可实现较高精度的大范围土壤水分动态监测.

REFERENCES

- [1] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status[J]. *Remote Sensing of Environment*. 2002, **79**(2-3): 213-224.
- [2] Mallick K, Bhattacharya B K, Patel N K. Estimating volumetric surface moisture content for cropped soils using a soil wetness index based on surface temperature and NDVI[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2009, **149**(8): 1327-1342.
- [3] Stisen S, Sandholt I, Norgaard A, et al. Combining the triangle method with thermal inertia to estimate regional evapotranspiration — Applied to MSG-SEVIRI data in the Senegal River basin[J]. *Remote Sensing of Environment*. 2008, **112**(3): 1242-1255.
- [4] Price J C. On the analysis of thermal infrared imagery: The limited utility of apparent thermal inertia[J]. *Remote Sensing of Environment*. 1985, **18**(1): 59-73.
- [5] Verhoef A. Remote estimation of thermal inertia and soil heat flux for bare soil[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2004, **123**(3-4): 221-236.
- [6] Schmugge T J. Effect of texture on microwave emission from soils[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 1980, **GE-18**(4): 353-361.
- [7] Owe M, de Jeu R, Holmes T. Multisensor historical climatology of satellite-derived global land surface moisture[J]. *J. Geophys. Res.* 2008, **113**(F1): F1002.
- [8] Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. Soil moisture retrieval from AMSR-E[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2003, **41**(2): 215-229.
- [9] Njoku E G, Chan S K. Vegetation and surface roughness effects on AMSR-E land observations[J]. *Remote Sensing of Environment*. 2006, **100**(2): 190-199.
- [10] Pellarin T, Laurent J P, Cappelaere B, et al. Hydrological modelling and associated microwave emission of a semi-arid region in south-western Niger[J]. *Journal of Hydrology*. 2009, **375**(1-2): 262-272.
- [11] Jackson T J, Le Vine D E. Mapping surface soil moisture using an aircraft-based passive microwave instrument: algorithm and example[J]. *Journal of Hydrology*. 1996, **184**(1-2): 85-99.
- [12] Jackson T J, Le Vine D M, Hsu A Y, et al. Soil moisture mapping at regional scales using microwave radiometry: the southern Great Plains hydrology experiment[J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 1999, **37**(5): 2136-2151.

REFERENCES

- [1] Neal C R. The Moon 35 years after Apollo: What's left to learn[J]. *Chemie der Erde Geochemistry*, 2009, **69**(1): 3 - 43.
- [2] YUAN Zhi-Lin, ZHANG Chun-Min, ZHAO Bao-Chang. Study of SNR of a novel polarization interference imaging spectro meter[J]. *Acta Physica Sinica* (袁志林, 张淳民, 赵葆常. 新型偏振干涉成像光谱仪信噪比研究. *物理学报*), 2007, **56**(11): 6413 - 6419.
- [3] Liu F J, Qiao L, Liu Z, *et al.* Estimation of lunar titanium content: Based on absorption features of Chang' E-1 interference imaging spectrometer (IIM) [J]. *Science China Physics; Mechanics and Astronomy*, 2010, **53**(12): 2136 - 2144.
- [4] Wu Y Z, Zhang X, Yan B K, *et al.* Global absorption center map of the mafic minerals on the Moon as viewed by CE-1 IIM data[J]. *Science China Physics; Mechanics and Astronomy*, 2010, **53**(12): 2160 - 2171.
- [5] CHEN Qiu-Lin, XUE Yong-Qi. Estimation of signal-noise-ratio from data acquired with OMIS[J]. *Journal of Remote Sensing* (陈秋林, 薛永祺. OMIS 成像光谱数据信噪比的估算. *遥感学报*), 2000, **21**(4): 284 - 289.
- [6] ZHANG Xia, ZHANG Bing, ZHAO Yong-Chao, *et al.* Image quality assessment for the infrared multi-spectral scanner of the chinese-brazil earth resources satellite[J]. *Journal of Image and Graphics* (张霞, 张兵, 赵永超, 等. 中巴地球资源一号卫星多光谱扫描图象质量评价. *中国图象图形学报*), 2002, **7**(6): 581-587.
- [7] ZHOU Yu-Ji, TIAN Qing-Jiu. Image quality evaluation of EO-1 hyperion sensor[J]. *Geo-Information Science* (周雨
- 霁, 田庆久. EO-1Hyperion 高光谱数据的质量评价. *地球信息科学*), 2008, **10**(5): 678 - 683.
- [8] ZHAO Bao-Chang, YANG Jian-Feng, XUE-Bin, *et al.* Calibration of Chang' E-1 satellite interference imaging spectrometer[J]. *Acta Photonica Sinica* (赵葆常, 杨建峰, 薛彬, 等. 嫦娥一号干涉成像光谱仪的定标. *光子学报*), 2010, **39**(5): 769 - 775.
- [9] Mouelic S L, Langevin Y. The olivine at the lunar crater Copernicus as seen by Clementine NIR data[J]. *Planetary and Space Science*, 2001, **49**(1): 65 - 70.
- [10] Wu Y Z, Xu X S, Xie Z D, *et al.* Absolute calibration of the Chang' E-1 IIM camera and its preliminary application [J]. *Science in China Series G; Physics, Mechanics and Astronomy*, 2010, **52**(12): 1842 - 1848.
- [11] Gao B C. An operational method for estimating signal to noise ratios from data acquired with imaging spectrometers [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, **43**(1): 23 - 33.
- [12] Roger R E, Arnold J F. Reliably estimating the noise in AVIRIS hyperspectral images[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, **17**(10): 1951 - 1962.
- [13] Gao L R, Zhang B, Wen J T, *et al.* Residual-scaled local standard deviations method for estimating noise in hyperspectral images[J]. *Multispectral Image Processing*, 2007, **6787**: 78713 - 78713.
- [14] Shannon C E. A mathematical theory of communication [J]. *Bell System Technical Journal* 1948, **27**(3): 379 - 423.
- [15] Lucey P G. Mineral maps of the Moon[J]. *Geophysical Research Letters*, 2004, **31**(8), doi: 10. 1029/2003GL019406
- (上接 142 页)
- [13] Njoku E G, Li L. Retrieval of land surface parameters using passive microwave measurements at 6 ~ 18 GHz [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 1999, **37**(1): 79 - 93.
- [14] Paloscia S, Macelloni G, Santi E. Soil moisture estimates from AMSR-E brightness temperatures by using a dual-frequency algorithm [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2006, **44**(11): 3135 - 3144.
- [15] Ray R L, Jacobs J M, Cosh M H. Landslide susceptibility mapping using downscaled AMSR-E soil moisture: A case study from Cleveland Corral, California, US [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2010, **114**(11): 2624 - 2636.
- [16] Bindlish R, Jackson T J, Gasiewski A J, *et al.* Soil moisture mapping and AMSR-E validation using the PSR in SMEX02 [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2006, **103**(2): 127 - 139.
- [17] Draper C S, Walker J P, Steinle P J, *et al.* An evaluation of AMSR-E derived soil moisture over Australia [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2009, **113**(4): 703 - 710.
- [18] Sahoo A K, Houser P R, Ferguson C, *et al.* Evaluation of AMSR-E soil moisture results using the in-situ data over the Little River Experimental Watershed, Georgia [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2008, **112**(6): 3142 - 3152.
- [19] Jackson T J, Cosh M H, Bindlish R, *et al.* Validation of advanced microwave scanning radiometer soil moisture products [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2010, **48**(12): 4256 - 4272.
- [20] Zhang X, Zhao J, Sun Q, *et al.* Soil moisture retrieval from AMSR-E data in Xinjiang (China): Models and validation [J]. *Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, IEEE Journal of*. 2011, **4**(1): 117 - 127.
- [21] Zhang X, Zhao J, Sun Q. Soil moisture retrieval from TERRA/MODIS data using the adjusted TVDI model [C]. *The Proceedings of the Third International Conference on Earth Observation and Global Changes*, Munich, Germany, 13 - 15 April, 2011.
- [22] Moran M S, Clarke T R, Inoue Y, *et al.* Estimating crop water deficit using the relation between surface-air temperature and spectral vegetation index [J]. *Remote Sensing of Environment*. 1994, **49**(3): 246 - 263.
- [23] Njoku E G, Ashcroft P, Chan T K, *et al.* Global survey and statistics of radio-frequency interference in AMSR-E land observations [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*. 2005, **43**(5): 938 - 947.
- [24] Cosh M H, Jackson T J, Moran S, *et al.* Temporal persistence and stability of surface soil moisture in a semi-arid watershed [J]. *Remote Sensing of Environment*. 2008, **112**(2): 304 - 313.