

# 基于 AMSR-E 与 MODIS 数据的新疆土壤水分协同反演与验证\*

张显峰<sup>1</sup> 赵杰鹏<sup>1</sup> 包慧漪<sup>1</sup> Li Jonathan<sup>2</sup>

(1 北京大学遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871)

(2 University of Waterloo, Department of Geography and Environmental Management, Waterloo, Ontario, N2L 3G1, Canada)

**摘要** 针对当前遥感在大范围土壤水分估算中面临的问题, 提出将被动微波遥感数据与光学/热红外遥感数据在模型中协同反演陆表土壤水分的新方法: 利用 MODIS 的光学与热红外波段反演土壤水分的基准值; 利用 AMSR-E 传感器的 X 波段反演土壤水分的日变化量, 然后集成二者建立土壤水分协同反演模型。以新疆为实验区, 采用在典型地区获取的 365 个土壤水分实测值, 对该模型进行了验证与精度分析。结果表明, 协同反演模型的估算结果与地面实测值之间有着更好的相关性和较小的均方根误差, 明显优于单一数据源或单一模型的反演结果。

**关键词** 协同反演; 土壤水分; AMSR-E; MODIS; 新疆

**中图分类号** S152.7 **文献标识码** A

土壤水分是陆地植物生长发育的基础条件, 是陆面生态系统水循环的重要参数, 也是全球气候变化的重要组成部分<sup>[1-3]</sup>。传统测量方法只能获取点位的土壤水分信息, 而遥感技术的发展为获取大范围地表土壤水分空间分布信息提供了有效手段<sup>[3]</sup>。

光学/热红外遥感主要基于土壤及土壤上植被的光谱反射特性及表面发射特性来估算土壤水分<sup>[4]</sup>, 如基于植被指数和陆面温度建立的反演模型<sup>[5-6]</sup>。其中, 应用比较广泛的有温度植被干旱指数 (Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI)<sup>[5-7]</sup> 和热惯量模型<sup>[8-10]</sup>。另一方面, 微波遥感反演地表土壤水分主要基于土壤的介电常数, 当含水量增加, 土壤的介电常数就迅速增长<sup>[11]</sup>。被动微波遥感在地表土壤水分的反演方面, 以其较为坚实的物理基础而受重视<sup>[3, 11-12]</sup>。

光学遥感通常具有较高的空间分辨率, 而被动微波遥感反演土壤水分的物理基础较好、不受云层的影响, 有着较高的时间分辨率。所以, 结合两者各自的优势, 就可能协同反演得到高分辨率、高精度的土壤水分信息。因此, 本文将探讨如何利用 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) 与 AMSR-E (Advanced Microwave Scanning Radiometer for EOS) 传感器数据, 耦合多种遥感机理模

型, 针对区域内不同地表覆盖类型, 发展适合大区域土壤水分的协同反演模型; 以新疆为研究区, 对所提出的方法与模型加以验证。

## 1 协同反演策略与建模原理

### 1.1 陆表土壤水分的协同反演策略

当研究区较大时, 通过遥感手段得到高时相、高空间分辨率、高精度的地表土壤水分信息非常困难。首先, 光学/热红外遥感在大范围土壤水分估算时会受到云层的严重影响, 不但制约了反演精度, 而且造成反演结果在空间上的不连续; 被动微波遥感虽然具有较好的物理基础, 但当前在轨的星载被动微波传感器的空间分辨率较低, 接收到的地表土壤水分信号较弱, 受到其他地表参数信息和噪声的影响较大。针对它们各自的优势与存在的不足, 本文提出了一种集成二者优势建立陆表土壤水分估算的协同反演方法与模型。

假定在不长的一个观测时段  $T$  内, 陆表土壤水分的变化可以分解为两部分: 基准值与变化量。前者主要反映观测周期内土壤水分的最低状况, 与区域气候与自然条件有关; 后者则反映了诸如降雨、蒸散等气象因子引起的短周期波动, 如式 (1) 所示:

\* 国家 863 计划项目 (No. 2008AA12Z112)、国家自然科学基金项目 (No. 41071257) 共同资助

作者简介: 张显峰 (1967—), 男, 博士, 副教授, 主要从事生态遥感与数据同化研究。E-mail: xfzhang@pku.edu.cn

收稿日期: 2011-04-01; 收到修改稿日期: 2011-09-21

$$sm_{ij}(t) = m_{ij} + \Delta m_{ij}(t) \quad (1)$$

式中,  $m_{ij}$  为一定时间尺度  $T$  内遥感影像的第  $i$  行第  $j$  列像元的土壤水分基准,  $\Delta m_{ij}(t)$  为时间尺度  $T$  内,  $t$  时刻第  $i$  行第  $j$  列像元土壤水分与基准  $m_{ij}$  的差异变化量,  $sm_{ij}$  为该像元通过遥感反演得到的土壤水分。对于同一区域, 如果时间尺度  $T$  较小, 植被和地表粗糙度没有显著变化, 那么估算地表土壤水分变化量就只需消除地表温度的差异即可, 这为利用多源遥感数据估算土壤含水量提供了基础。因此, 本文提出利用光学/热红外遥感 MODIS 传感器数据来反演土壤水分基准, 利用被动微波遥感传感器 AMSR-E 数据来提取土壤水分日变化量的协同反演策略。相对于目前常采取的反演前多源数据融合后再反演, 以及反演的结果再分析两种策略, 本文提出的策略属于模型级别的“协同”, 具有更好的物理基础和普适性。

## 1.2 基于 AMSR-E 传感器的土壤水分变化量反演

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, 在这几个通道中, 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严重, 只有 10.7 GHz 通道数据最适合土壤水分信息的反演<sup>[12-14]</sup>。根据 Zhang 等改进的半经验回归模型<sup>[15]</sup>, 得到如式(2)的土壤水分日变化量:

$$\Delta m_v = m_1 (Pr - Pr_{\min}) Pr_{\min}^{m_2} \quad (2)$$

式中,  $Pr = (T_{bv} - T_{bh}) / (T_{bv} + T_{bh})$ ,  $T_{bv}$ 、 $T_{bh}$  分别为垂直极化和水平极化的亮度温度,  $m_1$ 、 $m_2$  均为通过地面经验回归所得的系数,  $Pr$  为亮温极化率。  $Pr_{\min}$  为由 10.7 GHz 通道计算的观测周期内的  $Pr$  最小值。这样, 每日地表土壤水分的反演分解为基准和日变化量两个部分。前者主要表征了一个观测周期(如  $T =$  月、旬)内土壤水分的最低值; 而日变化量则表示在观测周期内, 比如 16 d 或一个月, 由于降雨、蒸发等气象条件变化导致的土壤水分波动。依据式(2), 通过与实测数据拟合, 可求出参数  $m_1$  和  $m_2$ , 即可计算每日的土壤水分变化量  $\Delta m_v$ 。但是, 当强降雨发生时, 土壤含水量接近饱和时,  $Pr$  值会继续增大而土壤含水量则变化不大, 因此, 当  $Pr$  大于 3 倍  $Pr_{\min}$  的时候, 取  $Pr$  等于  $3Pr_{\min}$ , 以消除可能导致的反演误差。

由于 AMSR-E 的空间分辨率过低, 像元内覆盖类型混合情况过于复杂, 导致土壤水分基准反演的精度不高, 尤其在复杂地表覆盖的地区, 对模型的建立和精度验证都很困难。因此, 本文提出利用

MODIS 光学/热红外波段数据来更准确地反演土壤水分基准值。

## 1.3 基于 MODIS 的地表土壤水分基准反演模型

利用光学/热红外遥感数据估算地表土壤水分, 最常用的是热惯量模型和 TVDI 模型, 分别适用于裸地与植被覆盖区。本文将土壤地表覆盖状况分成三种类型, 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。以像元作为基本单元, 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(与生长季无关)加以简化, 选择合适的优化反演模型, 以提高整个区域的表层土壤水分遥感反演精度。

### 1.3.1 裸露土壤情况下的热惯量模型

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, 达到估测土壤水分的目的。在实际应用时, 常用表观热惯量来代替真实热惯量建立表观热惯量与土壤水分之间的遥感统计模式, 从而达到监测土壤水分的目的。热红外传感器反演白天地表温度, 由于受到云层的影响, 通过最大值合成法对其进行合成。对于大范围的土壤水分反演而言, 16 d 合成的产品可以最大限度地消除云层的影响。

### 1.3.2 密闭植被覆盖情况下的 TVDI 模型

Sandholt 等<sup>[5]</sup> 和 Stisen 等<sup>[16]</sup> 利用陆面温度  $T_s$  与归一化植被指数 NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) 构成的特征空间提出了表示土壤水分胁迫的温度植被干旱指数 (TVDI)。在简化的特征空间中, 将湿边处理为与 NDVI 轴平行的直线, 干边与 NDVI 成线性关系, 在干边上  $TVDI = 1$ , 在湿边上  $TVDI = 0$ <sup>[16]</sup>。考虑到光学遥感易受云层的影响, 所以往往需要多日合成的方法来去除云的影响。对于大区域而言, 需要卫星多次重复观测, 最终会降低土壤水分反演的时间分辨率。在较大尺度范围内, 对每个像元, 到达地面的直接太阳辐射与地面高程、地理纬度、云层均有着很密切的关系, 使得统计空间内受到的直接太阳辐射量(最终表现为热辐射)不均匀。此外, 在有植被覆盖区, 模拟干边与真实干边也存在差距, 需要校正。针对上述三个方面的问题, 本文对经典的 TVDI 模型进行了改进。具体步骤如下: 首先, 利用云掩膜校正和最大温度合成来减少云层对计算 TVDI 的影响; 然后利用数字高程数据和像元纬度进行高程和纬度校正; 再对干边的计算方法进行了改进; 最后利用研究区地面观测数据来拟合改进后的模型参数, 建立合适的反演模型。具体校正

方法请参见文献[7,16]中的详细阐述。

**1.3.3 稀疏植被覆盖下的混合均值模型** 对于稀疏植被覆盖区,我们利用两种模型反演结果的平均值来替代该像元的土壤水分值,这样可以避免热惯量法在高植被区精度降低或 TVDI 算法在裸地中的不适用问题。

#### 1.4 基于 MODIS 与 AMSR-E 的协同反演模型

根据 1.1 节提出的协同反演策略,可得到协同光学/热红外遥感与被动微波传感器反演土壤水分的模型。就 TVDI 模型而言,在 NDVI 一定的情况下,16 d 最大值合成的温度表示了某地区 16 d 合成周期内地表温度的最大值,由 TVDI 的定义可知,地表温度如果取最大值,说明在 TVDI 特征空间中 TVDI 取最大值,由于 TVDI 与土壤水分呈负相关,所以最大值合成的 TVDI 反映了 16 d 内的土壤水分的最小值,这就是 1.1 节定义的“基准值”。同样,对于表现热惯量模型而言,在某像元内,16 d 温度最大值合成后,昼夜温差为最大值,推断出表现热惯量为最小值,由于它与土壤水分呈正相关,所以最大值合成的表现热惯量反映了 16 d 周期中的土壤水分的最小值,同样为该像元在反演周期内的“基准值”。具体步骤如下:

(1) 针对 MODIS 数据,利用 1.3 节提出的复合反演模型,估算土壤水分基准  $m_v$ 。

(2) 利用 AMSR-E 数据的 10.7 GHz 通道数据按式(2)来估算反演周期内的日变化量  $\Delta m_v$ 。

(3) 然后对土壤水分日变化量结果进行重采样为 1 km 像元大小,再与利用光学遥感反演的土壤水分基准进行相加,得到 1 天两次的空间分辨率为 1 km 的土壤水分估算结果。

## 2 研究区概况与土壤水分协同反演

### 2.1 研究区概况与实地数据采集

新疆年均降水量为 150 mm 左右,但各地差异较大。新疆北部有阿尔泰山,中部有天山,南部有昆仑山、阿尔金山。天山横贯中部,分隔南疆的塔里木盆地和北疆的准噶尔盆地。新疆地表覆盖类型多样、跨度大,垂直分异显著,可依次为高山冰雪、高山森林、高山高覆盖草地、山前丘陵低覆盖草地、农田、沙漠等类型,适合作为陆面参数遥感反演的验证区域。

获取了两种类型的地面实测土壤水分数据:(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,两次重量的差与环刀容积的比值即为土壤体积含水量。2009 年 5 月 6 日至 13 日和 7 月 26 日至 8 月 8 日,在典型区共采集了 364 个样本,采样深度为地表下 5~10 cm。铝盒采样数据主要用于推导适合实验区的土壤水分反演的模型参数。(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 日至 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。

### 2.2 遥感数据获取与处理

AMSR-E 传感器于 2002 年由美国 NASA 发射的 Aqua 卫星搭载升空。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)。本文中 AMSR-E 亮温数据来自美国冰雪数据中心 NSIDC(National Snow and Ice Data Center)的 AMSR\_E\_L3\_DailyLand\_V06 数据集中的重采样结果。MODIS 数据是从美国 USGS 网站下载的 MODIS 16 d 合成的植被指数产品 MOD13A2、MODIS 反演的每日陆面温度产品 MYD11A1、MODIS 反演的 16 d 的地表反射率产品 MCD43B4 等。数字高程数据为美国 NASA 通过测地雷达获取与重采样得到的水平分辨率为 1 km 的高程数据。在 IDL 环境下开发了数据预处理模块,实现了各反演模型。

### 2.3 土壤水分协同反演实验与结果分析

根据本文提出的复合反演模型,对 MODIS 反演的地表温度  $T_s$  分别进行高程校正、纬度校正与云掩膜拓展校正后,计算得到新疆区域的 TVDI。再进行真实干边校正,得到最终校正后的 TVDI 结果。接着利用 MODIS 昼夜热红外波段计算表现热惯量,利用式(3)计算土壤水分基准值  $m_v$ 。

$$\begin{cases} \text{当 NDVI} < 0.1 \text{ 时, } SM_1 = a_1 + b_1 \times ATI; \\ \text{当 } 0.1 \leq \text{NDVI} \leq 0.18 \text{ 时, } SM_3 = (SM_1 + SM_2) / 2; \\ \text{当 NDVI} > 0.18 \text{ 时, } SM_2 = a_2 + b_2 \times TVDI \end{cases} \quad (3)$$

式中, $SM_i$  为土壤水分基准, $a_1$ 、 $b_1$ 、 $a_2$ 、 $b_2$  分别为用实测数据得到的拟合系数。从图 1 可见,新疆大部分地区比较干旱、植被覆盖度低,如塔里木盆地、吐鲁番盆地、准噶尔盆地等大部被沙漠或裸地所占据,这些地方的土壤水分含量很低。在沙漠表层 10 cm

以上土壤体积含水量一般均在 5% 以下。植被主要分布在天山和昆仑山的南北两侧,天山和昆仑山两侧的土壤含水量相对较高。式(3)中三种模型相对应的三种覆盖类型的划分,主要根据统计分析找到 NDVI 与土壤水分实测值散点图上的拐点来确定,表征植被覆盖状况对不同模型的影响程度,这也是复合反演策略的理论依据和优势所在。然后,利用 AMSR-E 10.7 GHz 通道的亮温极化率与实测数据回归得到日变化量的计算模型,如式(4)与式(5)所示。

$$\Delta m_v = 72.58 (Pr - Pr_{min}) Pr_{min}^{-0.625},$$

当  $Pr_{min} \leq Pr \leq 3Pr_{min}$  时。 (4)

$$\Delta m_v = 145.2 Pr_{min}^{0.365},$$

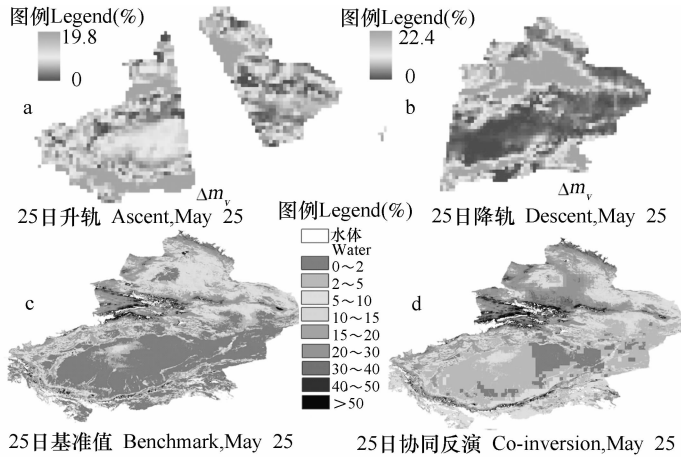
当  $Pr > 3Pr_{min}$  时。 (5)

式中,  $\Delta m_v$  为某像元土壤水分日变化量,它与降雨、

蒸发等因子有关。

图 1 上部为基于 AMSR-E 反演的 5 月 25 日的土壤水分变化量。从图中可以看出当日北疆有较大的降雨,这与气象网站的降雨观测吻合。由降轨和升轨反演值合成得到全天的土壤水分日变化量。

图 2 为新疆 2009 年 5 月 5 日、10 日、15 日、20 日、25 日、30 日的土壤水分协同反演结果。可以看出,25 日在北疆沙漠地区土壤水分有着明显的增加,这与气象资料以及布设的 WatchDog2400 仪器观测数据相吻合。此外,土壤水分的总体分布也比较合理,沙漠绝大部分区域的土壤体积含水量均在 5% 以下,天山两侧的土壤水分值相对较高,5 月份天山大量积雪开始融化补充土壤水分,总体北疆土壤含水量较高。



(a, b: AMSR-E反演的升降轨日变化量 Ascent & descent daily variation from AMSR-E; c: MODIS反演的月基准 Soil moisture baseline from MODIS; d: 协同反演结果 Soil moisture by co-inversion model)

图 1 利用 AMSR-E 和 MODIS 协同反演土壤水分方法示意图

Fig. 1 Sketch map for co-inversion of soil moisture from MASR-E and MODIS data

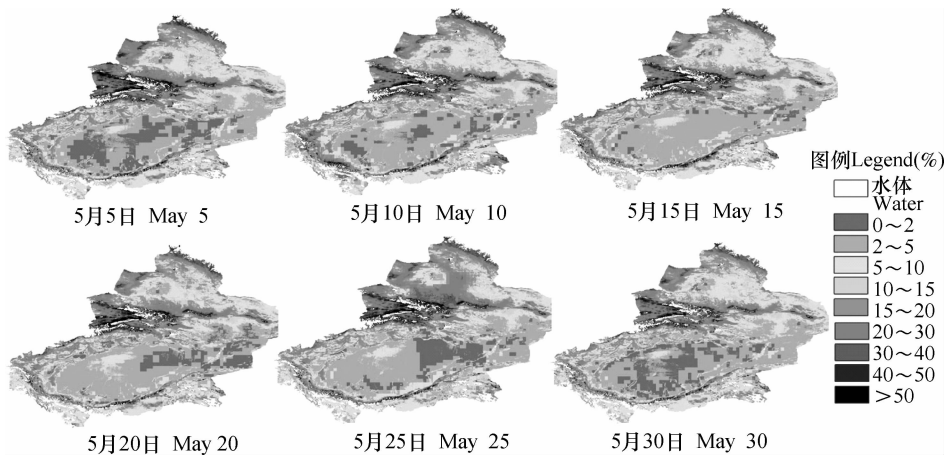


图 2 利用 AMSR-E 和 MODIS 协同反演 2009 年 5 月土壤水分结果

Fig. 2 Co-inversion of soil moisture from AMSR-E and MODIS data in May, 2009

## 2.4 精度验证与分析

选择 2009 年 5 月由 WatchDog2400 获取的不同覆盖类型下的土壤体积含水量数据作为参考来验证模型反演结果的精度与合理性。图 3a、图 3b 和图 3c 分别是不同覆盖类型下的土壤水分实测值、本文提出的协同反演模型、TVDI 模型得到的结果以及美国冰雪数据中心的土壤水分反演产品之间的比较。从图 3a 可见,在森林覆盖类型下,协同反演模型输出的结果与地面实测值相关性最好。TVDI 模型的输出结果由于云层的影响不少像元位置不能反演,NSIDC 的土壤水分产品在总体分布上偏低。在高盖草区域(图 3b),与森林的情况类似,TVDI 反演的结果因受云层的影响无法保证数据的连续性,精度较低。图 3c 表示的是低盖草覆盖的情况,可以看出协同反演结果与地面实测值最接近。尽管是在低盖草区域,TVDI 反演结果的连续性仍不能保证,而 NSIDC 产品与实测值在变化趋势上有着较好的相关性,说明 AMSR-E 数据能较好地监测土壤水分的变化量。

从图 3 还可看出,本文提出的土壤水分反演模型与地面实测值,无论在绝对值,还是变化趋势上都有着更好的相关性,较其他几种模型反演精度更高。对于 AMSR-E 传感器而言,X 波段一般只能获得地表以下较浅( $<5\text{ cm}$ )的土壤水分信息,对土壤的穿透能力很有限。因此,无论是 NSIDC 的土壤水分产品,还是本文提出的协同反演结果,降雨后由于地面表层迅速蒸散干燥,土壤水分迅速下降,但 5~20 cm 深度获取的实测值则随时间下降要慢些,这就会导致反演结果存在误差。要解决这个问题,需要用到 L 波段,比如欧洲太空局(European Space Agency)于 2009 年底发射升空的 SMOS 卫星就搭载有 L 波段的被动微波传感器,因其具有更强的穿透能力而可以获得更深层的土壤水分信息,相信上述问题在很大程度上会得到解决。为了定量分析各模型在新疆实验中的反演精度差异,以地面实测作为参考值,与各模型反演结果进行了拟合统计分析,结果如图 4 所示。

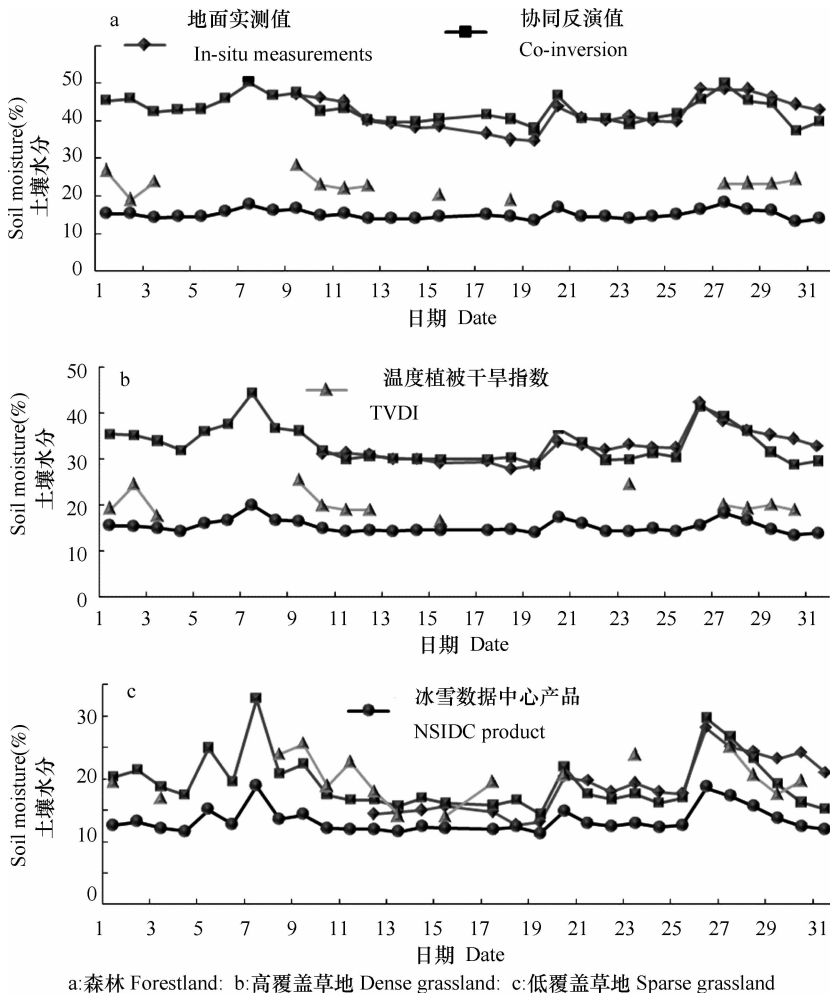


图 3 2009 年 5 月不同覆盖下地面测量与协同反演、TVDI 反演与 NSIDC 产品之间的比较

Fig. 3 Comparison of in-situ measurements, co-inversion, TVDI and NSIDC product in May, 2009

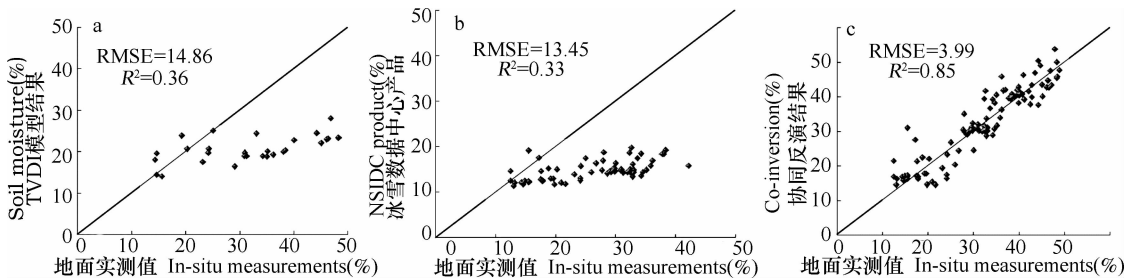


图4 2009年5月 TVDI 反演(a)、NSIDC 产品(b)、协同反演(c)与地面实测结果之间的拟合分析

Fig. 4 Fitting analysis of in-situ measurements with TVDI retrieval (a), NSIDC product (b) and co-inversion (c) in May, 2009

由图4可见,协同反演得到土壤水分的精度要优于 NSIDC 产品和 TVDI 模型独立反演的精度;TVDI 模型在研究时段内估算的土壤水分较低,有结果的像元也偏少;NSIDC 的产品由于空间分辨率过低、参数没有针对新疆实验区本地化等原因,导致统计检验的精度也偏低;最后,NSIDC 的产品与协同反演的产品有着较高的相关系数,说明在土壤水分变化趋势上较一致,这与两个模型均利用 AMRS-E 10.7 GHz 通道估算地表土壤水分变化量有关。

### 3 结论与讨论

随着越来越多的遥感传感器在轨运行,如何解决不同传感器数据的融合与协同利用是定量遥感必须解决的问题之一。本文提出了将土壤水分变量分解为某观测时段基准值和变化量两个部分的遥感反演策略和相应的估算模型,很好地结合了光学遥感传感器与被动微波传感器各自的优点,将被动微波传感器的高时间分辨率和受云层干扰小的特性与光学遥感传感器的高空间分辨率以及对地表覆盖类型敏感的特性相结合,从而更准确地估算大区域每日 1 km 分辨率的土壤水分信息。以新疆为研究区,对上述模型与常用的 TVDI 模型和基于单一 AMSR-E 的反演结果进行了比较研究,结果表明,本文提出的协同反演模型的结果与地面实测值之间有着较高的相关性 ( $R^2 = 0.85$ ) 和较小的均方根误差 (RMSE = 3.99), 均优于单一数据源或单一模型的结果,避免了 TVDI 模型受云层影响严重的问题,可为新疆或者其他相似区域的生态环境评价、水循环以及全球变化研究提供重要的土壤水分信息。本文所提出的协同反演策略也可为其他陆地参数的遥感反演提供参考和思路。

### 参考文献

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

moisture-climate interactions in a changing climate: A review. *Earth-Science Reviews*, 2010, 99(3/4): 125—161

- [ 2 ] 张顺谦, 卿清涛, 侯美享, 等. 基于温度植被干旱指数的四川伏旱遥感监测与影响评估. *农业工程学报*, 2007, 23(9): 141—147. Zhang S Q, Qing Q T, Hou M T, et al. Remote sensing and impact estimation for Sichuan hot-drought based on temperature vegetation dryness index (In Chinese). *Transaction of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2007, 23(9): 141—147
- [ 3 ] 汪潇, 张增祥, 赵晓丽, 等. 遥感监测土壤水分研究综述. *土壤学报*, 2007, 44(1): 157—163. Wang X, Zhang Z X, Zhao X L, et al. A review of researches on monitoring of soil moisture by remote sensed data (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2007, 44(1): 157—163
- [ 4 ] Hulley G C, Hook S J, Baldrige A M. Investigating the effects of soil moisture on thermal infrared land surface temperature and emissivity using satellite retrievals and laboratory measurements. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(7): 1480—1493
- [ 5 ] Sandholt I, Rasmussen K, Andersen J. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 79(2/3): 213—224
- [ 6 ] Minacapilli M, Iovino M, Blanda F. High resolution remote estimation of soil surface water content by a thermal inertia approach. *Journal of Hydrology*, 2009, 379(3/4): 229—238
- [ 7 ] Zhang X, Zhao J, Sun Q. Soil moisture retrieval from TERRA/MODIS data using the adjusted TVDI model. *The Proceedings of the Third International Conference on Earth Observation and Global Changes*, Munich, Germany, 13—15 April, 2011
- [ 8 ] Verhoef A. Remote estimation of thermal inertia and soil heat flux for bare soil. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2004, 123(3/4): 221—236
- [ 9 ] Price J C. On the analysis of thermal infrared imagery: The limited utility of apparent thermal inertia. *Remote Sensing of Environment*, 1985, 18(1): 59—73
- [ 10 ] Zhao S, Yang Y, Qiu G, et al. Remote detection of bare soil moisture using a surface-temperature-based soil evaporation transfer coefficient. *International Journal of Applied Earth Observation and Geo-information*, 2010, 12(5): 351—358
- [ 11 ] 朱安宁, 吉丽青, 张佳宝, 等. 不同类型土壤介电常数与体积含水量经验关系研究. *土壤学报*, 2009, 48(2): 263—

268. Zhu A N, Ji L Q, Zhang J B, et al. Empirical relationship between soil dielectric constant and volumetric water content in various soils (In Chinese). *Acta Pedologica Sinica*, 2009, 48(2): 263—268
- [12] Njoku E G, Chan S K. Vegetation and surface roughness effects on AMSR-E land observations. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100(2): 190—199
- [13] Paloscia S, Macelloni G, Santi E. Soil moisture estimates from AMSR-E brightness temperatures by using a dual-frequency algorithm. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2006, 44(11): 3 135—3 144
- [14] Njoku E G, Ashcroft P, Chan T K, et al. Global survey and statistics of radio-frequency interference in AMSR-E land observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(5): 938—947
- [15] Zhang X, Zhao J, Sun Q, et al. 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*, 2011, 4(1): 117—127
- [16] Stisen S, Sandholt I, Nørgaard A, et al. Combining the triangle method with thermal inertia to estimate regional evapotranspiration-applied to MSG-SEVIRI data in the Senegal River basin. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(3): 1 242—1 255

## CO-INVERSION AND VALIDATION OF LARGE-AREA SOIL MOISTURE BASED ON MODIS AND AMSR-E DATA

Zhang Xianfeng<sup>1</sup> Zhao Jiepeng<sup>1</sup> Bao Huiyi<sup>1</sup> Li Jonathan<sup>2</sup>

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

(2 *University of Waterloo, Department of Geography and Environmental Management, Waterloo, Ontario, N2L 3G1, Canada*)

**Abstract** In view of the fact that the current soil moisture retrieval from remotely sensed data is low in accuracy, a new integrated approach termed “Co-inversion of land surface soil moisture by integrating optical, thermal infrared and passive microwave remote sensing data” was proposed. Specifically, the MODIS optical and thermal infrared bands are used to derive soil moisture benchmark, and the AMSR-E 10.7 GHz channel data to estimate daily variation of land surface soil moisture. Then the two are integrated, building up a co-inversion model for soil moisture retrieval over a large area. Xinjiang was cited as experiment zone. A total of 365 in-situ measured soil moisture values were collected from a typical area and used to test the proposed inversion model. Verification analysis with the ground truthing data of the study area shows that the co-inversion of optical/thermal and microwave remotely sensed data displays higher correlation coefficient and smaller root mean square errors (RMSE) than any inversion using one single data source.

**Key words** Co-inversion; MODIS; AMSR-E; Soil moisture; Xinjiang