

利用星载散射计反演地表土壤水分

万幼川¹, 陈 晶^{1*}, 余 凡², 贾 毅²

(1. 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079; 2. 中国测绘科学研究院, 北京 100830)

摘 要: 为克服传统地面监测土壤水分方法费时费力的不足, 满足大范围、长时间连续、实时动态的监测要求, 本文采用 ERS (European Remote Sensing Satellites) 和 METOP (Meteorological Operational Satellite) 卫星搭载的微波散射计对地表土壤含水量进行观测。ERS 和 METOP 系列卫星组成了覆盖全球的高时间分辨率(根据纬度不同, 大约 2~5 d 即可重复观测)长期连续的对地观测网; SCAT (Scatterometer) 和 ASCAT (Advanced Scatterometer) 散射计分别是搭载其上的微波散射计, 具备全天候监测地表土壤水分的能力。该文以 1999 年 Wolfgang 提出的经典 TU-WIEN 算法为基础, 改进了其中人为定义经验函数的描述模型参数季节性变化规律的不足。在伊比利亚半岛的比较中发现, 用新的移动时间窗口自动生成的 $\sigma'(\theta, t)$ 函数很好的描述了 $\sigma'(\theta)$ 的季节性变化, 替代原有经验函数的作用。继而, 利用改进的 $\sigma'(\theta, t)$ 函数, 将经典 TU-WIEN 算法移植到有迫切实际需求的青藏高原地区。通过和地面实测数据的比较发现, 卫星反演结果与实地测量数据有着很好的一致性和较低的误差率, 总体均方根误差 RMSE=0.0155, 相关系数 $R^2=0.8361$, 证实了新算法的可行性和应用价值。

关键词: 土壤水分; 遥感; 植被; ERS; METOP; 散射计

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2014.03.010

中图分类号: P237; S152.7

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2014)-03-0070-08

万幼川, 陈 晶, 余 凡, 等. 利用星载散射计反演地表土壤水分[J]. 农业工程学报, 2014, 30(3): 70—77.
Wan Youchuan, Chen Jing, Yu Fan. Retrieving soil moisture by using spaceborne advanced scatterometer[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(3): 70—77. (in Chinese with English abstract)

0 引 言

尽管陆界表层的水量只是地球总水量的很小的一部分^[1], 但是土壤水分却是全球能量和水循环中非常重要的状态变量, 是全球气候系统的重要的边界条件^[2]。土壤含水量决定了降水的分配和渗透的比例以及太阳能分配到显热和潜热的比例^[3]。土壤水分对全球水循环、能量平衡、及其对气候变化的重大影响, 在区域范围和全球尺度上成为探寻全球水循环规律、建立流域水文模型、监测农作物生长和旱情等方面问题的关键参数之一^[4]。

传统的土壤水分信息获取主要利用地面观测站网进行监测, 其主要优点是精度高、取样灵活^[5];

缺点是费时费力且观测点少, 代表性差, 无法满足大范围、实时动态的监测要求; 遥感技术相对传统监测方法, 在监测数据的时效性、大范围数据的一致性和技术成本的廉价性等方面具有很大优势^[6-7]。目前, 对于土壤干湿状况监测方面比较成熟的遥感方法主要有: 热惯量法^[8]、蒸散量计算法^[9]、植被指数与地表温度结合法^[10]以及微波遥感法^[11-13]等。光学热红外土壤湿度方法在农田干旱监测上取得了一些成果; 但数据源受天气影响较大, 在多云地区无法实现^[14], 而且归一化植被指数 (NDVI, normalized difference vegetation index) 受到当地气候状况、土壤性质、植被类型、地形等影响, 对观测和照明几何敏感, 在植物生长的初始、结束季节, 会分别产生对于植被覆盖率的高估和低估, 对土壤水分的反应具有一定的滞后性等^[15]。微波遥感估算土壤水分具有坚实的物理基础, 微波信号对被观测物体的介电常数非常敏感, 而土壤的介电常数明显的依赖于土壤水分的变化, 因此可以通过理论公式来表达土壤的含水量与介电常数之间的关系^[16]。而且微波遥感不受光照、云雾等天气条件的影响, 具有全天时、全天候成像的特点, 特别是长波段微波能够穿透植被, 并对土壤具有一定的穿透能力, 因此微波遥感被认为有可能最终解决遥感土壤湿度

收稿日期: 2013-05-01 修订日期: 2014-01-03

基金项目: 中国科学院、国家外国专家局创新团队国际合作伙伴计划项目 (KZZD-EW-TZ-09); 国家科技支撑计划项目 (2012BAH34B02); 国家科技支撑计划项目 (2012BAJ15B04); 国家自然科学基金 (41101321); 国家测绘地理信息局青年科技和学术带头人计划 (201202); 地理空间信息工程国家测绘地理信息局重点实验室开放基金 (201303)。

作者简介: 万幼川 (1960—), 研究方向为摄影测量与遥感。武汉 武汉大学遥感信息工程学院, 430079。

*通信作者: 陈 晶 (1982—), 博士, 武汉大学遥感信息工程学院, 主要从事雷达遥感反演土壤水分的研究。武汉 武汉大学遥感信息工程学院, 430079。Email: jechin@163.com

探测问题^[15-18]。

然而，微波信号不仅对土壤水分敏感，也与地表粗糙度和植被覆盖相关。多数研究采用基于物理近似的反演方法模拟粗糙度和植被^[19-24]。这些理论模型对于理解和解释自然地表的散射很有作用，但是在在大尺度下的有效性和参数化方面遇到了很大挑战。1999年 Wolfgang 提出的一种基于变化监测的方法为我们开辟了1种复杂模型之外的解决方案^[25]。该方法充分利用 ERS 散射计的几何、极化特性以及卫星传感器长时间观测的特点，取得了很好的效果，被 EUMETSAT (european organisation for the exploitation of meteorological satellites) 采为官方算法^[26]。一些试验，如 Brocca 等^[27]，Dente 等^[28]也已证实了 TU-WIEN 算法的有效性。

但是，该算法也存在一些不足，如分月计算出 $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 参数，然后人为根据经验函数确定 $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 参数随季节的变化。经验函数大大限制了算法在不同区域的应用和推广；即便同一区域内也存在差异，统一定义的经验函数亦不能准确描述各地的差异；人为定义的经验函数增加算法的不确定性，不同人定义的不同经验函数可能得到不同的结果。本文利用动态移动时间窗口根据实际观测值自动计算出 $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 随时间变化的函数，用以替代原来的经验函数，大大增强了算法的稳定性和对不同区域的移植性。

青藏高原占中国国土面积的 1/4，平均海拔高度超过 4 500 m，素有“世界屋脊”和“地球的第三极”之称，对中国、东亚地区乃至全球的灾害天气、气候与气候变化均有重大影响^[29]；青藏高原的高寒高海拔的恶劣环境，许多地区的观测站点十分稀少乃至空白，临时建立的观测站点观测时间短且不连续。青藏高原土壤水分反演有迫切的现实需求，所以本文将改进后的 TU-WIEN 算法移植到该区域。通过地面实测数据验证，初步证实了改进方案的可靠性。

1 试验数据

1.1 卫星数据

散射计是一种能够从多角度和多极化精确测量雷达后向散射系数的传感器，白天黑夜都可以工作并且不受云层的影响。星载散射计对地观测的空间分辨率虽然相对较低，但是却有着更高的时间分辨率。SCAT (scattorometer) 和 ASCAT (advanced scattorometer) 作为搭载在 ERS (european remote sensing satellites) 和 METOP (meteorological operational satellite) 系列卫星上搭载的散射计具有相似的几何参数，如图 1 所示^[30]。

ERS 和 METOP 系列卫星构成了连续的、长时

间序列的、覆盖全球的对地观测，是重要的卫星遥感对地观测资料，其中各卫星的在轨时间如表 1 所示^[30]。

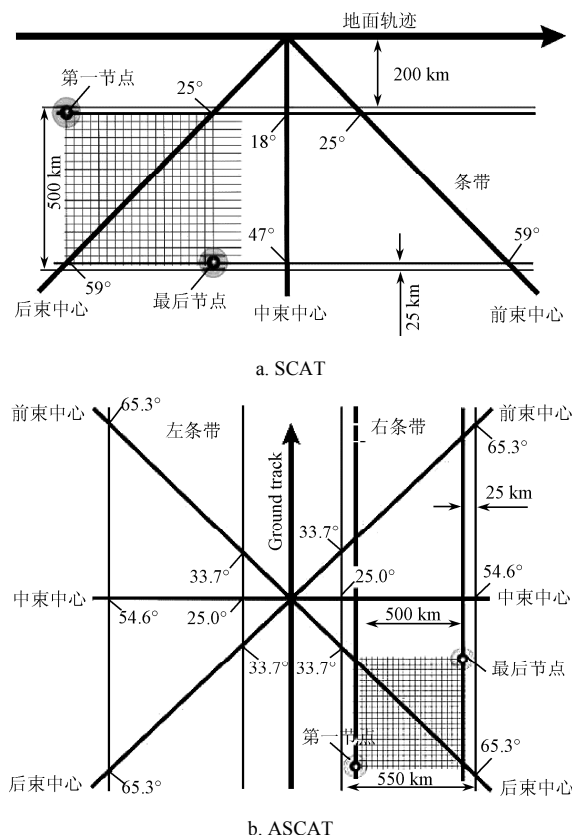


图 1 SCAT 和 ASCAT 几何参数对比

Fig.1 Swath geometry of SCAT (scattorometer) and ASCAT(advanced scattorometer)

表 1 ERS 和 METOP 系列卫星在轨时间
Table 1 ERS and METOP on-orbit schedule

卫星 Satellite	在轨时间 On orbit time
ERS-1	1991-07-17—2000-03-10
ERS-2	1995-04-21—2011-09-05
METOP-A	2006-10-19— now
METOP-B	2012-09-17— now

本文选用 METOP-A 星上搭载的 ASCAT (advanced scattorometer) 散射计数据作地表土壤水分的算法研究，数据由 EUMETSAT (european organisation for the exploitation of meteorological satellites) 提供。METOP 系列卫星上的散射计参数完全相同，ERS 系列卫星上搭载的 SCAT 散射计参数与 ASCAT 相同或相似，因此同一算法对 METOP 和 ERS 系列卫星同样适用。ASCAT 散射计由方位角分别为 45°、90°、135°的左右 2 组天线组成，可以同时观测左右 2 侧 550 km 幅宽的区域，入射角度 25°~65°，VV 极化模式，频率为 5.255 GHz^[31]。METOP-A 是 1 颗近极地太阳同步卫星，卫星近地

点高度 822 km, 轨道倾角 98.7° , 升交点的平均太阳时是 21:30, 完全重访周期是 29 d/421 轨, 近似等效重访周期为 5 d/71 轨^[32]。ASCAT 散射计对地观测的轨道方向分辨率为 50 km, 垂直轨道方向分辨率为 25~34 km, 本文采用的是数据是经由 EUMETSAT 重采样到从 25 km 格网的 L1 级产品数据。

1.2 地面数据

地面实测观测数据来自 Tibet-Obs 计划中的 Maqu 观测网。Maqu 观测网位于青藏高原东北缘 ($33^\circ30' \sim 34^\circ15'N$, $101^\circ38' \sim 102^\circ45'E$), 黄河第 1 个大拐弯与黑河交汇处, 地理位置如图 2 所示^[28]。



图 2 玛曲观测网的地理位置

Fig.2 Location of Maqu monitoring network

观测网设在玛曲县南部, 观测网自 2008 年 7 月开始运行, 持续观测大约 2 a。测量土壤湿度的深度为 5~80 cm, 时间间隔为 15 min。玛曲观测网观测持续时间长、数据质量高, 因此本文选取玛曲观测网实测数据作卫星反演结果的验证。其中的 CST_02 站点位于黄河河谷平原, 植被覆盖为草地, 土壤湿度的观测深度为 5 cm, 观测间隔为 1 h, 站点的区域代表性较好, 被选来跟卫星反演结果做长时间序列的比较。

2 反演算法

1999 年 Wagner Wolfgang 提出的 TU-WIEN 算法^[25]克服了物理模型反演时的一些问题, 直接考虑了地表的粗糙性和不均匀性, 取得了巨大的成功^[33-38]。该算法本质上是一种基于变化检测的经验模型, 利用足够长期的观测数据作基础, 通过数据长时间序列的分析, 规避了困扰遥感土壤水分反演地表粗糙度和植被覆盖的问题^[39]。同时该算法也存在一些不足, 如描述模型参数 $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 季节性变化时使用的经验函数限制了算法在不同区域的应用和推广: 统一定义的经验函数亦不能准确描述各地的差异, 并且增加了算法的不确定性。本文利用动态窗口根据实际观测值自动计算出 $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 函数, 大大增强了算法的稳定性和对不同区域的移植性。

算法主要流程如图 3 所示。

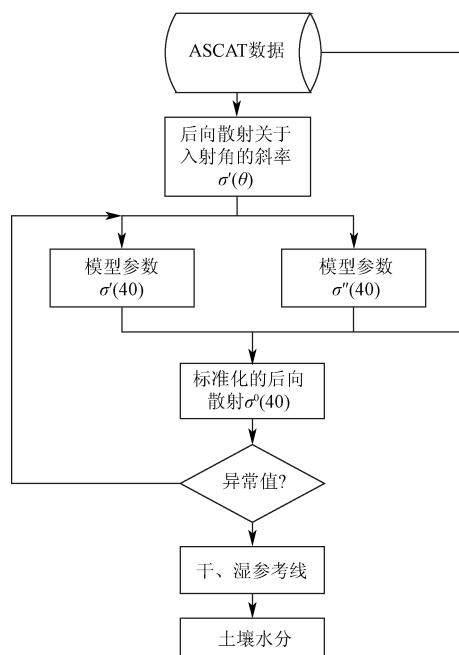


图 3 算法流程图

Fig.3 Algorithm flow chart

该算法的核心是一种基于时间序列变化监测的半经验后向散射模型, 用以描述地球表面某一特定地点的地表散射特性。TU-WIEN 算法将从不同角度观测得到的微波后向散射观测数据标准化到 1 个统一的标准参考角, 角度选为 40° 。利用 SCAT 散射计多角度观测的能力, 从同一地点的长时间序列的散射计观测数据中估算得到随时间变化的模型参数, 用以消除和补偿地表植被的季节性影响。通过统计回归分析同一地点、长时间的观测数据中出现的极小、极大值来确定该地点极干、极湿条件下的干/湿参考线。最后将标准化且消除植被影响的微波后向散射值与干/湿参考线比较以确定地表的干湿程度。与利用复杂的方法描述影响散射的全部参数不同, TU-WIEN 算法将复杂地表的粗糙、不均一以及地表植被覆盖同时考虑在内, 通过对长时间的海量卫星观测数据进行统计回归分析反演得到地表土壤水分, 克服了物理基础的反演模型在大尺度的有效性和参数化方面的缺陷, 大大增强了遥感反演土壤水分的稳定性。

2.1 利用多角度信息计算 $\sigma'(\theta)$

ASCAT 有前、中、后 3 根天线, 在卫星飞临目标上空时, 前、中、后 3 根天线分别形成 1 次对地观测。这样在同一时间可以获得 3 次观测, 扣除地形因素前后视的入射角相同, 所以实际可获得同一时间从 2 个不同角度对同一目标的卫星观测。利

用 ASCAT 的这一特性, 计算不同角度下的 $\sigma'(\theta)$, 计算公式如下^[40]:

$$\sigma'\left(\frac{\theta_{mid} - \theta_{a/f}}{2}\right) = \frac{\sigma_{mid}^0(\theta_{mid}) - \sigma_{a/f}^0(\theta_{a/f})}{\theta_{mid} - \theta_{a/f}} \quad (1)$$

式中: σ_{mid}^0 表示中视天线观测的后向散射, $\sigma_{a/f}^0$ 表示前视/后视天线观测的后向散射, θ_{mid} 表示中视观测的入射角($^\circ$), $\theta_{a/f}$ 表示前/后视观测的入射角($^\circ$)。

2.2 考虑季节性变化的影响

Wolfgang 提出的算法是将历年的卫星观测数据按月份分组, 每组数据按上面的步骤计算出 $\sigma'(\theta)$, 然后再按下式回归得到 $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ ^[40]:

$$\sigma'(\theta) = \sigma'(40) + \sigma''(40)(\theta - 40) \quad (2)$$

式中: θ 代表入射角, ($^\circ$); $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 是通过 $\sigma'(\theta)$ 回归得到的参数。

在伊比利亚半岛, Wolfgang 采用了如下经验公式来描述 $\sigma'(40)$ 的季节变化^[19]:

$$\sigma'(40, t) = C' + D'\psi'(t) \quad (3)$$

$$\psi'(t) = \frac{1}{2} \sin\left(\frac{2\pi}{12}(t - 3)\right) \quad (4)$$

式中: C' 是常数, D' 代表 $\sigma'(40)$ 的动态范围, ψ' 是经验的周期函数, t 代表月份。

经验函数简单直观, 使用方便, 并且在小范围的区域试验中取得了不错的效果。但是对于大范围区域的应用, 难以用统一的经验函数去描述整个区域的状况; 即便同一区域内也存在差异, 统一定义的经验函数亦不能准确描述各地的差异; 而且针对不同区域定义不同的经验函数限制了算法在不同区域的推广; 另外人为定义经验函数也增加了算法的主观因素和人为干预。

在 Beja, Portugal(W7.875°, N38.125°), 用经验函数计算的 $\sigma'(40)$ 的季节性变化如图 4a 所示。

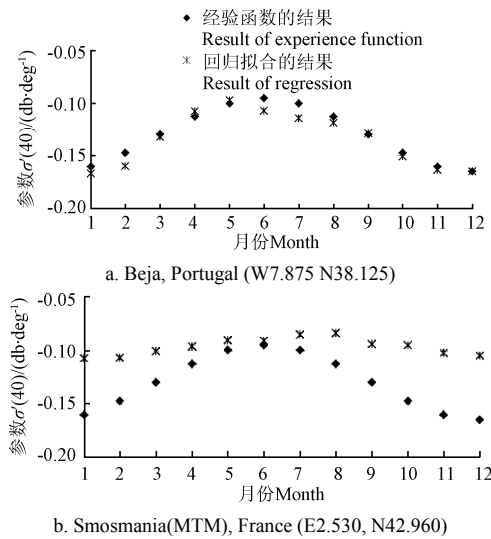


图 4 $\sigma'(40)$ 的季节性变化
Fig.4 Seasonal variation of $\sigma'(40)$

从图 4a 可以看到, 在伊比利亚半岛利用经验函数模拟的 $\sigma'(40, t)$ (通过经验函数计算的 $\sigma'(40)$) 与实测数据回归得到的 $\sigma'(40, t)$ (直接从原始数据中计算得到的 $\sigma'(40)$) 比较, 在 6、7 月略高, 但整体趋势吻合的较好, 相关系数 $R^2=0.9423$ 。

但是同样参数的经验函数对紧邻伊比利亚半岛的 Smosmania(MTM), France, (E2.530, N42.960) 的情况就不是那么乐观了, 从图 4b 可以看到经验函数模拟的和从实测数据中回归得到的值虽然趋势一致, 但误差已经很大, 相关系数只有 0.6877。这说明同一参数构成的经验函数适用的范围有限, 即便是在伊比利亚半岛东端和西端 (Beja 在西端, Smosmania(MTM)在东, 紧邻伊比利亚半岛), 由于空间位置的不同, 经验函数也不能完全满足需求。

为了克服经验函数的不足, 本文尝试用移动的时间窗口选取一定时间范围内的实测数据 (亦忽略年际差异专注分析季节性变化), 然后从选取的数据回归拟合得到 1 个 $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 。依次移动时间窗口, 即可得到连续的随时间变化的 $\sigma'(40, t)$ 和 $\sigma''(40, t)$ 。移动时间窗口的计算方法如图 5 所示, 对于某一时刻 t_0 , 在相邻的一定时间范围 (如 15 d) 内搜索满足要求的观测值, 然后按 2.1 节中的方法计算 $\sigma'(\theta)$, 再按公式 (2) 拟合得到 $\sigma'(40, t_0)$ 和 $\sigma''(40, t_0)$; 然后依次移动时间窗口, 即可得到对应不同时间的 t 的 $\sigma'(40, t)$ 和 $\sigma''(40, t)$ 。

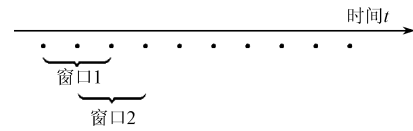


图 5 移动时间窗口算法
Fig.5 Moving time window algorithm

从实测数据中, 用移动时间窗口计算得到的 Beja, Portugal (W7.875°, N38.125°) 地区和 Smosmania (MTM), France, (E2.530°, N42.960°) 地区的 $\sigma'(40, t)$ 分别如图 6 所示。

从图 6 中可以看到, 采用该方法得到的 $\sigma'(40, t)$ 有很好的连续性, 能够反应出 $\sigma'(40, t)$ 随季节、植被生长的时间变化。用移动时间窗口计算出的 $\sigma'(40)$ 与分月计算出的 $\sigma'(40)$ 吻合的非常好, 相关系数 $R^2=1$ 。并且该方法计算出的 $\sigma'(40)$ 曲线不是分月计算出的 12 个 $\sigma'(40)$ 点的简单内插, 能够更准确地反应出 $\sigma'(40, t)$ 随时间变化的细节。此外, 该方法最大的优点是不再受不同地域分别定义经验函数的束缚, 极大的扩展了 TU-WIEN 算法在不同地域的适应性 (对于 Beja, Portugal 和 Smosmania (MTM), France 都能很好的自适应吻合, 不需要人

为因素的干预)；另外该方法亦减少的人为干预的影响，避免了不同应用者因为定义不同经验函数而得到不同结果的分歧。

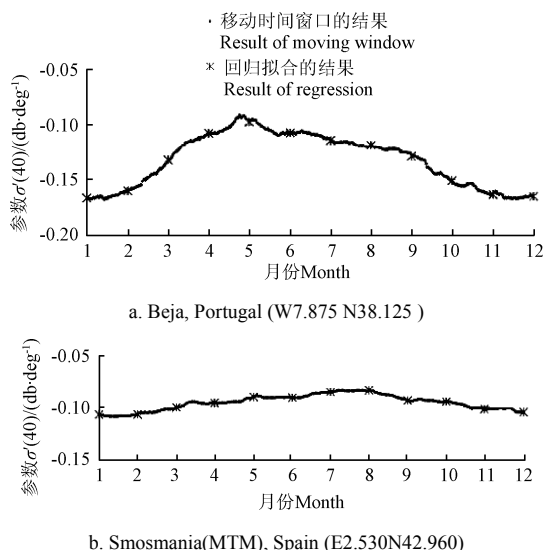


图 6 $\sigma'(40)$ 的季节性变化趋势
Fig.6 $\sigma'(40)$ variation against seasons

2.3 土壤水分反演

植被对后向散射 σ^0 的影响可能为正也可能为负，随着植被生长，植被冠层的透过率降低，土壤散射部分因为植被的阻挡而减少，而植被散射部分得以增加。总的后向散射 σ^0 是增加还是减少取决于土壤贡献部分和植被贡献部分谁更显著。对 1 阶传输方程中的植被相关项 τ 求偏导可得：

$$\frac{\partial \sigma_i^0}{\partial \tau} = \frac{\partial}{\partial \tau} \left[\frac{\omega \cos \theta}{2} (1 - e^{-\frac{2\tau}{\cos \theta}}) + \sigma_s^0(\theta) e^{-\frac{2\tau}{\cos \theta}} \right] \quad (5)$$

$$= \left[\frac{\omega \cos \theta}{2} - \sigma_s^0(\theta) \right] \times \frac{2}{\cos \theta} \times e^{-\frac{2\tau}{\cos \theta}}$$

当 $\frac{\omega \cos \theta}{2} = \sigma_s^0(\theta)$ 时，土壤散射和植被散射达到平衡，这个角度被称为“crossover angle”。

根据历年观测数据中的极大极小值，带入下面公式计算出极限极干、极湿条件下的 $\sigma_{dry}^0(40, t)$ 、 $\sigma_{wet}^0(40, t)$ ^[40]：

$$\sigma_{dry}^0(40, t) = \sigma^0(\theta_{dry}, t) - \sigma'(40)(\theta_{dry} - 40) - \frac{1}{2} \sigma''(40)(\theta_{dry} - 40)^2 \quad (6)$$

$$\sigma_{wet}^0(40, t) = \sigma^0(\theta_{wet}, t) - \sigma'(40)(\theta_{wet} - 40) - \frac{1}{2} \sigma''(40)(\theta_{wet} - 40)^2 \quad (7)$$

式中： θ_{dry} 、 θ_{wet} 分别代表极干和极湿条件下的 crossover angle， $\sigma'(40)$ 和 $\sigma''(40)$ 为 2.3 中计算的季节性参数， $\sigma_{dry}^0(40, t)$ 、 $\sigma_{wet}^0(40, t)$ 代表干/湿参考线，

从历年数据中的极大、极小值中拟合得到。

将卫星观测值带入公式 (6)，得到土壤含水量。

$$S(t) = \frac{\sigma^0(40, t) - \sigma_{dry}^0(40, t)}{\sigma_{wet}^0(40, t) - \sigma_{dry}^0(40, t)} \quad (8)$$

式中： $S(t)$ 代表土壤含水量。

3 结果验证

2.2 节的比较证实了新的移动窗口生成的 $\sigma'(40, t)$ 函数能够很好的描述出 $\sigma'(40, t)$ 的季节性变化。通过采用移动窗口生成的函数，新的算法能够摆脱经验函数的束缚，从而应用到更有迫切实际需求的区域，以下将改进后的算法应用到人烟罕至严重缺乏地面数据并且对全球水循环有重要影响的青藏高原地区，土壤水分分布图如图 7 所示。

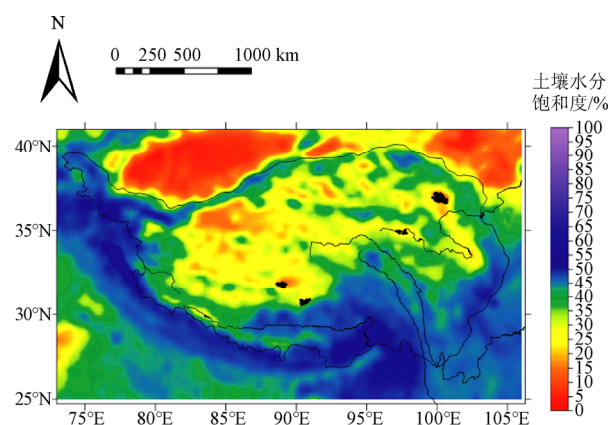


图 7 青藏高原土壤水分反演效果图 (2008 年 7 月平均)
Fig.7 Monthly average soil moisture map on Tibet Plateau

从图 7 中可以看出 3 块极端干旱的区域，它们是该区域的 3 块沙漠，分别是塔克拉玛干沙漠、巴丹吉林/腾格里沙漠和印度大沙漠；也可以看到雅鲁藏布江峡谷附近的区域常年湿润，以及喜马拉雅山南麓、青藏高原西北边缘和四川盆地；而青藏高原内陆大部区域都比较干燥。

为进一步评估卫星遥感的反演结果，将卫星反演结果与地面站点的实测结果进行比较验证。将 MOTOP-A 星上搭载的 ASCAT 获取的 2008 年 7 月至 2008 年 12 月的散射计数据利用改进后的算法对同一区域进行地表土壤水分反演，将卫星遥感结果（仅取升轨数据）与实地测量结果进行比较，如图 8 所示。

从图 8 中可以看到，遥感反演结果与地面实测结果在长达 2a 的观测中较好地吻合，地表土壤水分的变化趋势趋于一致。地面实测土壤水分值与卫星反演值的比较如图 9 所示。

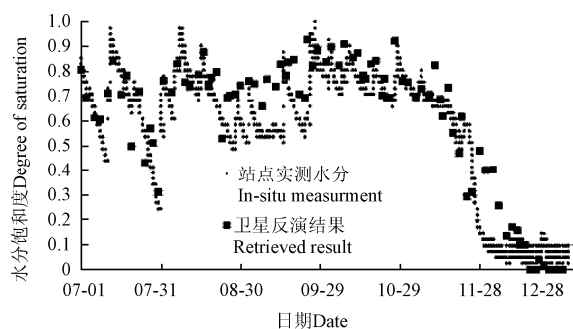


图8 2008年遥感土壤水分反演结果与地面站点实测值比较

Fig.8 Retrieval result vs in-situ result in 2008

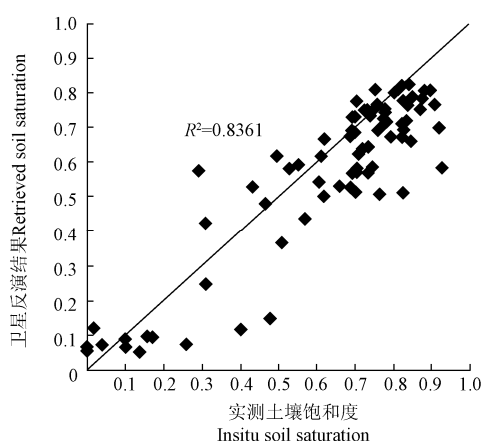


图9 遥感反演与地面实测数据比较

Fig.9 Retrieval soil moisture values vs in-situ values

在2008年7月至2008年12月,对卫星反演和实地测量的约86对数据值进行比较,土壤水分反演值与实测值总体均方根误差(root mean square error) $RMSE=0.0155$, 相关系数(correlation coefficient) $R^2=0.8361$, 反演值与实测值之间存在良好的相关性,与实际地表土壤水分测量值的误差控制在一个较小的误差范围内。

同时,卫星反演的结果也存在一些不足。比如在雨季地面站点的测量表明土壤湿度有短时期快速的波动,但是遥感反演结果的反应不够明显。另外,在一年的雨季结束后(大约在11月),土壤水分急剧下降,虽然遥感反演结果也在迅速下降,但是下降的速度没有地面测量的快。这些不足仍然需要进一步研究分析。

4 结论

1) 本文在Wolfgang提出的经典TU-WIEN算法的基础上,引入移动时间窗口计算 $\sigma'(\theta, t)$ 相关的时间函数,克服了针对特定地区定义仅适用于该地区的经验函数的局限。在伊比利亚半岛的试验中证实新方法很好的描述了 $\sigma'(\theta)$ 随季节变化的规律,新方法极大地拓展了利用后向散射时间序列监测土

壤水分变化算法的应用范围。并且利用由从实测数据直接获得的 $\sigma'(\theta, t)$ 时间函数将原算法成功的移植到青藏高原。

2) 将遥感反演结果和青藏高原玛曲地区地面实测结果比较,发现遥感反演结果与实测结果有很好的 consistency, 总体均方根误差 $RMSE=0.0155$, 相关系数 $R^2=0.8361$ 。证实了改进后算法摆脱经验函数后的良好移植性和反演效果的精确性。

[参考文献]

- [1] Dingman S L. Physical Hydrology[M]. Prentice Hall, 2002: 12.
- [2] Koike T, Dirmeyer P, Dolman H, et al. Global Soil Wetness Project[M]. Universal Academy Press, 1999: 21.
- [3] Wagner W, Pathe C. Has sar failed in soil moisture retrieval[C]. Proc of the 2004 Envisat and ERS Symposium, Salzburg, Austria. (ESA SP-572, April 2005)
- [4] Shi J C, Du Y, Du J Y, et al. Progresses on microwave remote sensing of land surface parameters[J]. Sci China Earth Sci, 2012, 55(7): 1052—1078.
- [5] 傅新, 宋春桥, 钟新科. 藏北高原土壤湿度时空变化分析[J]. 水科学进展, 2012, 23(4): 464—474.
Fu Xin, Song Chunqiao, Zhong Xinke. On spatial and temporal variation of land surface moisture in Northern Tibetan[J]. Advances In Water Science, 2012, 23(4): 464—473. (in Chinese with English abstract)
- [6] Nichols S, Zhang Y, Ahmad A. Review and evaluation of remote sensing methods for soil-moisture estimation[J]. SPIE Reviews, 2011(2): 028001.
- [7] 马红章, 柳钦火, 阚建光, 等. 裸露地表土壤水分的L波段被动微波最佳角度反演算法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(11): 24—29.
Ma Hongzhang, Liu Qinhua, Wen Jianguang, et al. Optimum angle inversion algorithm of bare soil moisture based on L-band passive microwave remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(11): 24—29. (in Chinese with English abstract)
- [8] 余涛, 田国良. 热惯量法在监测土壤表层水分变化中的研究[J]. 遥感学报, 1997, 1(1): 24—32.
Yu Tao, Tian Guoliang. The application of thermal inertia method the monitoring of soil moisture of North China Plain based on NOAA-AVHRR data[J]. Journal of Remote Sensing, 1997, 1(1): 24—32. (in Chinese with English abstract)
- [9] 隋洪志, 田国良, 李付琴. 农田蒸散双层模型及其在干旱遥感监测中的应用[J]. 遥感学报, 1997, 1(3): 220—224.
Sui Hongzhi, Tian Guoliang, Li Fuqin. Two-layer model for monitoring drought using remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 1997, 1(3): 220—224. (in Chinese with English abstract)
- [10] 夏虹. 中国用遥感方法进行干旱监测的研究进展[J]. 遥感信息, 2005(1): 55—57.
Xia Hong. Progress on drought monitoring by remote sensing in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2005(1): 55—57. (in Chinese with English abstract)

- [11] Mehrez Z, Monique D. A new empirical model to retrieve soil moisture and roughness from C-band radar data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 82(1): 42—52.
- [12] Nemani R R, Pierce L, Running S, et al. Developing satellite derived estimates of surface moisture status[J]. *Journal of Applied Meteorology*, 1993, 32(3): 548—557.
- [13] Price J C. Using spatial context in satellite data to infer regional scale evapotranspiration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1990, 28(5): 940—948.
- [14] 鲍艳松, 刘利, 孔令寅, 等. 基于 ASAR 的冬小麦不同生育期土壤湿度反演[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(9): 224—232.
 Bao Yansong, Liu Li, Kong Lingyin, et al. Soil moisture estimation at various growth stages of winter wheat based on ASAR data[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(9): 224—232. (in Chinese with English abstract)
- [15] 闫峰, 覃志豪, 李茂松, 等. 农业旱灾监测中土壤水分遥感反演研究进展[J]. *自然灾害学报*, 2006, 15(6): 114—121.
 Yan Feng, Qin Zhihao, Li Maosong, et al. Progress in soil moisture estimation from remote sensing data for agricultural drought monitoring[J]. *Journal of Natural Disasters*, 2006, 15(6): 114—121. (in Chinese with English abstract)
- [16] Dobson M C, Ulaby F T. Active microwave soil moisture research[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 24(1): 23—36.
- [17] Barrett B W, Dwyer E, Whelan P. Soil moisture retrieval from active spaceborne microwave observations: an evaluation of current techniques[J]. *Remote Sensing*, 2009, 1(3): 210—242.
- [18] 田国良. 土壤水分的遥感监测方法[J]. *遥感学报*, 1991, 6(2): 89—98.
 Tian Guoliang. Methods for monitoring soil moisture using remote sensing technique[J]. *Journal of Remote Sensing*, 1991, 6(2): 89—98. (in Chinese with English abstract)
- [19] Frison P L, Mougin E, Hiernaux P. Observations and simulations of the ERS wind scatterometer response over a sahelian region[C]. *International Geoscience And Remote Sensing Symposium*, 1997: 1832—1834.
- [20] Pulliainen J T, Manninen T, Hallikainen M T. Application of ERS-1 wind scatterometer data to soil frost and soil moisture monitoring in boreal forest zone[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 849—863.
- [21] Woodhouse I H, van der Sanden J J, Hoekman D H. Scatterometer observations of seasonal backscatter variation over tropical rain forest[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2): 859—861.
- [22] Magagi, R D, Kerr Y H. Estimating surface soil moisture and soil roughness over semiarid areas from the use of the copolarization ratio[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 75(3): 432—445.
- [23] Jarlan, L, Mazzega P, Mougin E. Retrieval of land surface parameters in the Sahel from ERS wind scatterometer data: A “bruce force” method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, 40(9): 2056—2062.
- [24] Zine, S, Jarlan L, Frison P L, et al. Land surface parameter monitoring with ERS scatterometer data over the Sahel: A comparison between agro-pastoral and pastoral areas[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 96(3/4): 438—452.
- [25] Wagner W, Lemoine G, Rott H. A method for estimating soil moisture from ERS scatterometer and soil data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1999, 70(2): 191—207.
- [26] Bartalis Z, Naeimi V, Hasenauer S, et al. ASCAT soil moisture product handbook[R]. ASCAT soil moisture report series. Institute of Photogrammetry and Remote Sensing, Vienna University of Technology, Austria, 2008, No. 15.
- [27] Brocca L, Hasenauer S, Lacava T, et al. Soil moisture estimation through ASCAT and AMSR-E sensors: An intercomparison and validation study across Europe[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(12): 3390—3408.
- [28] Dente L, Vekerdy Z, Wen J, et al. Maqu network for validation of satellite-derived soil moisture products[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 17(1): 55—65.
- [29] 周长艳, 张虹娇, 赵兴炳, 等. 近三十多年青藏高原大气科学试验观测布局综述[J]. *高原山地气象研究*, 2012, 32(1): 81—87
 Zhou Changyan, Zhang Hongjiao, Zhao Xingbing, et al. Overview of the observation network of the main tibetan plateau experiments of atmospheric sciences in recent decades[J]. *Plateau and Mountain Meteorology Research*, 2012, 32(1): 81—87. (in Chinese with English abstract)
- [30] Bartalis Z. Spaceborne Scatterometers for Change Detection over Land[D]. Vienna, Vienna University of Technology, 2010.
- [31] Brocca L, Melone F, Moramarco T, et al. ASCAT soil wetness index validation through in situ and modeled soil moisture data in central Italy[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(11): 2745—2755.
- [32] ASCAT Product Guide [EB/OL]. <http://oiswww.eumetsat.org/WEBOPS/eps-pg/ASCAT/ASCAT-PG-0TOC.htm>, 2012-10-08.
- [33] Moeremans B, Dautrebande S. Use of ERS SAR interferometric coherence and PRI images to evaluate crop height and soil moisture and to identify crops[C]. *Proc. SPIE 3499 Remote Sensing For Agriculture, Ecosystems, And Hydrology*, 9(October 9, 1998); doi:10.1117/12.332746.
- [34] Quesney A, Le Hegarat-Masclé S, Taconet O, et al. Estimation of watershed soil moisture index from ERS/SAR data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2000, 72(3): 290—303.
- [35] Moran, M S, Hymer D C, Qi J, et al. Soil moisture evaluation using multi-temporal synthetic aperture radar (SAR) in semiarid rangeland[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2000, 105(1/2/3): 69—81.
- [36] Le Hegarat-Masclé S, Zribi M, Alem F, et al. Soil moisture estimation from ERS/SAR data: Toward an operational methodology[J]. *IEEE Transactions On*

- Geoscience And Remote Sensing, 2002, 40(12): 2647—2658.
- [37] De Ridder K. Quantitative estimation of skin soil moisture with the Special Sensor Microwave/Imager[J]. Boundary Layer Meteorology, 2000, 96(3): 421—432.
- [38] Njoku E G, Wilson W J, Yueh S H, et al. Observations of soil moisture using a passive and active low-frequency microwave airborne sensor during SGP99[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(12): 2659—2673.
- [39] Naeimi V. Model Improvements and Error Characterization for Global ERS and METOP Scatterometer Soil Moisture Data[D]. Vienna, Vienna University of Technology, 2009.
- [40] Wagner W. Soil Moisture Retrieval From ERS Scatterometer Data[D]. Vienna, Vienna University of Technology, 1998.

Retrieving soil moisture by using spaceborne advanced scatterometer

Wan Youchuan¹, Chen Jing^{1*}, Yu Fan², Jia Yi²

(1. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China;

2. Chinese Academy of Surveying and Mapping, Beijing 100830, China)

Abstract: Traditionally, a monitoring network is set up to collect soil moisture information for a large area. The construction of monitoring networks is rather expensive in terms of both time and materials. However, the monitoring result is only point representativeness, and cannot satisfy a large area soil moisture mapping demand. Compared to traditional in-situ monitoring network results, information retrieved from spaceborne or airborne instruments is area representative. Moreover, the remote sensing method is much more timely and low cost. ERS (European remote sensing satellites) series satellites and METOP (meteorological operational satellite) series satellites provide global coverage, continuous, long-term, high revisit rate (2-5 days, determined by different latitudes) datasets. SCAT (scatterometer) and ASCAT (advanced scatterometer) are the main scatterometer instruments onboard them respectively. Finding a practical retrieving method tailored for SCAT and ASCAT is very urgent. Referring to the TU-WIEN presented by Wolfgang in 1999, a practical method base on multi-angle long-term series change detection was developed in this paper. TU-WIEN takes full advantages of the multi-viewing capabilities of the sensor, the availability of several years of backscatter data, and a high temporal sampling rate. Taking the roughness, inhomogeneity, and vegetation cover of the land surface into account, soil moisture is retrieved by analyzing long time mass data with statistical techniques. However, there is still some weakness in the algorithm. An improvement was proposed in this paper, in which two key model parameters $\sigma'(\theta, t)$ and $\sigma''(\theta, t)$ are generated by adaption learning functions by changing a time moving window in sequence, instead of experience functions as used in the prior version. The proposed method can perform more stably and can be transplanted to different areas more easily. Besides, abnormal observations are removed from the long-term huge amounts of data to avoid fatal damage for the final output. In the experiment in the Iberian peninsula, the new function of $\sigma'(\theta, t)$ which were generated by a new adapting time moving window, represented the seasonal variation of $\sigma'(\theta)$. In addition, the experiment showed that the new adaption learning function could successfully take the place of the old experience one. Furthermore, the improved method was applied in Tibet Plateau area, where soil moisture is urgent needed. To validate the proposed algorithm, the result retrieved from remote sensing method was compared with in-situ observations which were collected in Maqu monitoring network in the Tibet-Obs plan. A good consistent relationship was found between the retrieval results and in-situ observations. The RMSE (root mean square error) was 0.0155, and the related coefficient R^2 was 0.8361. The applicability of the algorithm was validated preliminarily. The algorithm is worthy of being applied to more needed areas to help take the advantages of satellite monitoring into practical use.

Key words: soil moisture; remote sensing; vegetation; ERS; METOP; scatterometer

(责任编辑: 刘丽英)