

引用格式: Luo Jiashun, Qiu Jianxiu, Zhao Tianjie, *et al.* Sentinel-1 based Soil Moisture Estimation in Middle Reaches of Heihe River Basin[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(1): 23-32. [罗家顺, 邱建秀, 赵天杰, 等. 基于 Sentinel-1 数据的黑河中游土壤水分反演[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(1): 23-32.]  
doi: 10.11873/j.issn.1004-0323.2020.1.0023

## 基于 Sentinel-1 数据的黑河中游土壤水分反演

罗家顺<sup>1,2,3</sup>, 邱建秀<sup>1,2,3</sup>, 赵天杰<sup>4</sup>, 王大刚<sup>1,2,3</sup>

- (1. 中山大学地理科学与规划学院, 广东省城市化与地理环境空间模拟重点实验室, 广东 广州 510275;
2. 广东省地质过程与矿产资源探查重点实验室, 广东 广州 510275;
3. 南方海洋科学与工程广东省实验室(珠海), 广东 珠海 519000;
4. 中国科学院遥感与数字地球研究所, 遥感科学国家重点实验室, 北京 100101)

**摘要:** 基于 Sentinel-1 合成孔径雷达 (SAR) 数据及相同时段的中分辨率成像光谱仪 (MODIS) 和 Landsat 8 两种归一化植被指数 (NDVI), 构建变化检测模型以估算黑河中游的高分辨率土壤水分, 并探讨模型中具体参数设置对估算精度的影响。结果表明: ①在对后向散射系数时间序列的差值 ( $\Delta\sigma$ ) 和植被指数 (VI) 进行线性建模过程中, MODIS NDVI 和 Landsat 8 NDVI 这两种植被产品所构建的模型在  $\Delta\sigma$ -VI 空间中所选取的采样点比例分别为 2% 和 4% 时, 各自取得最优精度; ②以土壤水分反演为目标, 使用 Landsat 8 NDVI 构建的变化检测模型略优于使用 MODIS NDVI 构建的变化检测模型, 两种模型的均方根误差 RMSE 分别为  $0.040 \text{ m}^3/\text{m}^3$  和  $0.044 \text{ m}^3/\text{m}^3$ , 相关系数  $R$  分别为 0.86 和 0.83; ③对于变化检测方法的关键参数, 若使用低分辨率的 SMAP/Sentinel-1 L2\_SM\_SP 土壤水分数据分别代替站点观测的土壤水分初始值和缩放因子 (即两个连续时相土壤水分变化的最大值  $\Delta M_{s_{max}}$ ) 这两个参数, 则土壤水分 RMSE 将分别增加  $0.01 \text{ m}^3/\text{m}^3$  和  $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 。即土壤水分缩放因子这一参数的误差对反演结果的影响大于土壤水分初始值误差对反演结果的影响, 故采用高精度的缩放因子进行变化检测估算。研究结论对于利用新兴的 Sentinel-1 SAR 数据, 通过变化检测算法准确获取高分辨率土壤水分信息具有实际参考价值。

**关键词:** 黑河流域; 土壤水分; 变化检测; Sentinel-1

**中图分类号:** TP79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-0323(2020)01-0023-10

### 1 引言

土壤水分是连接水循环、能量循环和碳循环的关键水文状态变量, 在水文、气象和农业等学科领域中扮演着重要的角色<sup>[1-2]</sup>。获取大范围土壤水分的时空动态变化对于作物干旱监测<sup>[3-4]</sup>、水资源管理<sup>[5]</sup>以及区域和全球气候变化研究<sup>[6-7]</sup>具有十分重要的意义。目前土壤水分监测方法主要有地面站

点观测和遥感观测。地面站点观测法只能实现对点尺度的土壤水分观测, 并且需要耗费大量的人力和物力, 然而土壤水分在不同时空尺度上具有高度的异质性<sup>[8-9]</sup>, 其大范围的实时监测更多需要依靠遥感技术手段。

微波遥感具有全天时、全天候的观测能力, 并且凭借其对土壤介电常数的敏感性, 在土壤水分监测中发挥着重要的作用<sup>[10]</sup>。微波遥感观测土壤水

收稿日期: 2019-06-30; 修订日期: 2020-01-12

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(41971031, 51779278, 41671416), 广东省自然科学基金项目(2016A030310154)。

作者简介: 罗家顺(1994-), 女, 广东增城人, 硕士研究生, 主要从事微波土壤水分反演研究。E-mail: luojsh3@mail2.sysu.edu.cn

通讯作者: 邱建秀(1986-), 女, 福建上杭人, 博士, 副教授, 主要从事水文数据同化以及微波土壤水分反演方面的研究。

E-mail: qiu Jianxiu@mail.sysu.edu.cn。

分主要是基于微波信号与土壤介电性质之间的紧密联系,随着土壤水分的增加,从干土到纯水,介电常数发生  $3 \sim 80 \text{ F} \cdot \text{m}^{-1}$  的变化<sup>[11]</sup>。微波遥感按照观测方式可以分为主动微波和被动微波。被动微波基于微波辐射计探测地物辐射亮温来实现土壤水分的反演,常用的被动微波产品有 AMSR-E、AMSE2、SMOS、SMAP(主被动)和 SSM/I 等。主动微波传感器则通过传感器发射电磁波并接收目标地物回波信号实现。常用的搭载主动微波传感器的卫星有 ENVISAT/ASAR、ALOS/PALSAR、RadarSat、ASCAT、Sentinel-1 及我国的高分三号(GF-3)等。当前,已发布的土壤水分产品空间分辨率较低,如 ASCAT(产品分辨率约为 25 km),AMSR-E(分辨率约为 25 km),这限制了土壤水分微波产品在田间尺度上的应用。Sentinel-1 卫星提供高分辨率的合成孔径雷达(SAR)观测数据(空间重采样可达 10 m)。自 2016 年起,其 A/B 双星的配置使得部分区域重访时间缩短至 6 d。Sentinel-1 卫星的这些特性为需要连续时相观测数据的变化检测算法反演高分辨率的土壤水分提供有力的保障。

SAR 数据在反演土壤水分过程中需要考虑植被覆盖及地表粗糙度等地表情况对反演精度的影响。通常根据实际情况选用不同的散射模型。对于裸露地表,现有的散射模型主要有经验/半经验模型,如 Oh 模型<sup>[12]</sup>和 Dubois 模型<sup>[13]</sup>;理论模型如积分方程模型(IEM)和高级积分方程模型(AIEM)<sup>[14-18]</sup>。植被覆盖区常用的散射模型主要有水云模型<sup>[17]</sup>和 MIMICS 模型<sup>[20]</sup>。当前,大部分方法通过耦合裸土散射模型和植被散射模型来消除地表粗糙度和植被覆盖的影响。这一过程中,通过一系列条件假设对模型进行简化是土壤水分反演的不确定性主要来源。

变化检测算法可以避免微波散射模型中对实际的复杂散射过程进行简化所带来的不确定性。其核心思想是充分利用高时间分辨率的微波数据,这样在较短的重返周期内,连续时段的影像中地表粗糙度和植被覆盖度不会发生明显的变化,可以视作常量。由此判定后向散射系数的变化主要是由土壤水分波动带来的介电常数变化所引起,从而避免直接求解复杂的散射方程。Wagner 等<sup>[21]</sup>在 1999 年针对 ERS 散射计发展了基于变化检测的土壤水分反演方法。该方法更简洁有效地避免了复杂参数和辅助数据的输入,充分利用了卫星提供长时间

序列数据的优势。多项研究对此算法进行了验证和改进。万幼川等<sup>[22]</sup>使用 SCAT 和 ASCAT 卫星数据,采用移动时间窗口函数替代原有的经验函数描述  $\sigma'(\theta)$ (后向散射关于入射角  $\theta$  的一阶导数)的季节性变化,摆脱了经验函数的局限性,使算法具备良好的精确度和可移植性。Zribi 等<sup>[23]</sup>使用高分辨率的 ENVISAT ASAR 数据将变化检测方法应用于半干旱区域,发现土壤相对湿度指数的均方根误差(RMSE)为 0.13(约为  $0.035 \text{ m}^3/\text{m}^3$ )。Pathe 等<sup>[24]</sup>以美国俄克拉荷马州为研究区,证实了 ENVISAT ASAR 数据在变化检测方法中的适用性。Gao 等<sup>[25]</sup>使用近期发射的 Sentinel-1 卫星数据反演土壤水分,并对此变化检测方法进行简化,使用两个连续时相的土壤水分变化值表征当前与最干燥情况下的后向散射系数差,最后得到较好的反演效果(RMSE 为  $0.059 \text{ m}^3/\text{m}^3$ )。

已有的研究清晰地展示了将变化检测算法用于高分辨率的 SAR 数据进行田间尺度土壤水分反演的良好潜力。但在实际应用中,该方法仍有几个关键问题需要解答。①后向散射时序差值-植被指数( $\Delta\sigma$ -VI)空间中所选取的采样点比例是否会影响反演的精度? ②选择不同植被指数对变化检测方法构建的  $\Delta\sigma$ -VI 经验关系式是否有影响? ③变化检测方法作为一种递推算法,具有误差累积的特性,其估算精度对于关键参数,如土壤水分初始值和土壤水分尺度缩放因子(即两个连续时相土壤水分变化的最大值  $\Delta Ms_{max}$ )的敏感性如何? 这些问题的解答有助于研究者选择合适的植被指数产品,并选择合适的参数(单个站点或区域所有站点的土壤水分观测值,或低分辨率的微波土壤水分反演值),以构建变化检测模型从而高效反演土壤水分。本文围绕上述问题,采用 Sentinel-1 卫星 SAR 数据,结合 Landsat 8 和中分辨率成像光谱仪(MODIS)两种传感器的归一化植被指数(NDVI)产品,将变化检测算法应用于黑河中游地区,详细探讨变化检测算法中具体参数设置对估算精度的影响。

## 2 研究区与数据预处理

### 2.1 研究区概况

黑河流域生态—水文过程综合遥感观测联合试验(简称“黑河生态水文遥感试验”),是围绕黑河流域生态—水文集成研究中的核心科学目标,于 2012~

2015年在黑河流域开展的卫星和航空遥感及地面观测互相配合的多尺度综合观测试验<sup>[26-27]</sup>。

研究区位于黑河生态水文遥感试验区的张掖南部中游人工绿洲试验区(图1),该试验区为地形开阔的盆地,海拔在1 450~1 680 m之间,地势自南向北逐渐降低。研究区气候类型为温带干旱荒漠气候,据中国气象数据网的统计结果显示,该区域多年年平均降水量为132.6 mm,年降水量变化范围

71.6~216.3 mm;多年年平均气温为7.8℃,年均温变化范围0.9~16.2℃。试验区北部为湿地,南部为荒漠,西部为戈壁,东部为沙漠,中部为人工绿洲,绿洲中有农田、防护林、村庄、道路及渠系等多种地类,主要作物为制种玉米和大田玉米等<sup>[28]</sup>。本文选取试验区中部45 km×44 km的人工绿洲作为研究区,介于38.7°~39.2°N,100.2°~100.7°E之间。研究区站点信息如表1所示。

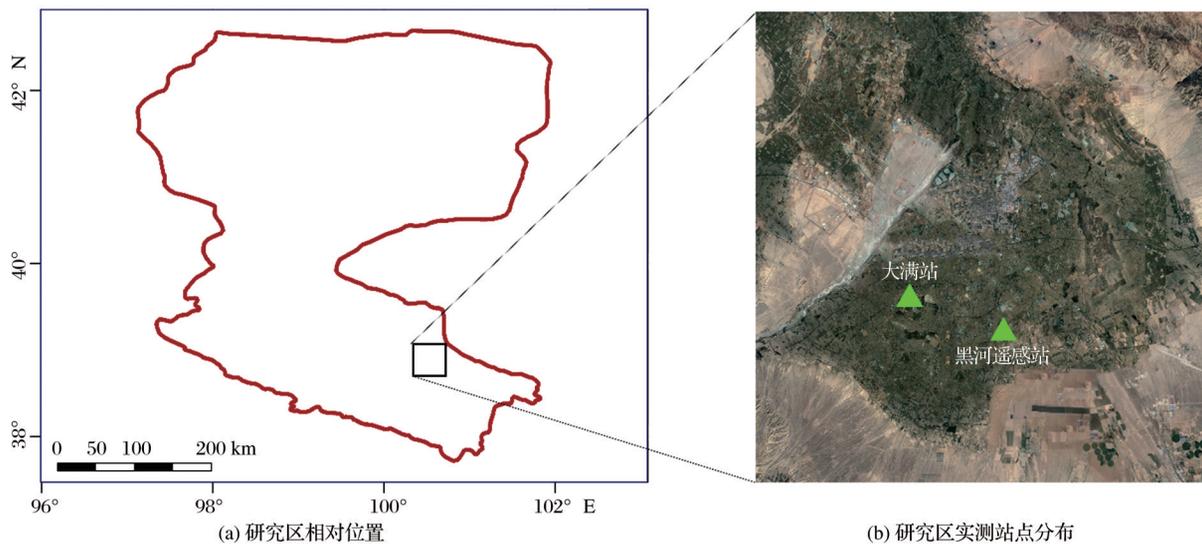


图1 研究区域和验证站点分布图

Fig.1 Study area and ground sites distribution

表1 研究区气象站基本情况

Table 1 The basic circumstances of two weather stations in research area

站名	纬度/°N	经度/°E	海拔/m	植被类型	土壤水分范围/(m <sup>3</sup> /m <sup>3</sup> )
大满站	100.372 2	38.855 5	155 6	玉米地	0.06~0.51
黑河遥感站	100.475 6	38.827 0	156 0	人工草地	0.02~0.35

## 2.2 数据获取及预处理

### 2.2.1 Sentinel-1 SAR 数据

Sentinel-1卫星是欧洲空间局(ESA)在“哥白尼”计划中发射的卫星,包括Sentinel-1A和Sentinel-1B,分别于2014年和2016年发射。Sentinel-1卫星搭载C波段(频率为5.405 GHz,波长为5.6 cm)合成孔径雷达,干涉宽幅模式(IW)空间分辨率为5 m×20 m,单颗卫星重访时间为12 d,A/B双星重访时间为6 d,采用VV和VH双极化方式。诸多研究表明,VH交叉极化对植被变化更为敏感,而VV极化对于植被和土壤水分均具有敏感性,后者在土壤水分反演中具有更大的潜力<sup>[29-31]</sup>。因此本研究只选用VV极化后向散射信号。

哨兵数据产品可以从欧空局Sentinel-1数据网

站上下载(<https://scihub.copernicus.eu/>)。本文使用了覆盖研究区的GRD产品影像,成像模式选取IW模式,共选取2017年1月至12月间的46景影像。

数据具体处理步骤包括:①应用精密轨道文件,提高影像配准及地理编码的精度;②热噪声去除,消除雷达系统内部的热噪声;③辐射定标,减少辐射偏差;④使用Sigma Lee滤波方法进行斑点滤波,消除相干斑噪声对SAR图像的干扰;⑤地形校正,采用30 m的SRTM DEM改正地物在雷达影像中发生的畸变,如透视收缩、叠掩等。

数据预处理全部完成后,从影像中提取出线性化至dB单位的后向散射信号。

### 2.2.2 Landsat 8 NDVI 数据

Landsat 8卫星于2013年2月发射,携带热红外

传感器 (TIRS) 和陆地成像光谱仪 (OLI)。OLI 有 11 个波段, 其中全色波段分辨率为 15 m, 多光谱波段分辨率为 30 m, 重访时间为 16 天。

本文选取了 2017 年 1 月至 12 月期间包含研究区的 20 景影像 (<https://earthexplorer.usgs.gov/>), 使用 Savitzky - Golay (SG) 滤波平滑信号, 消除噪声<sup>[32]</sup>。Chen 等<sup>[33]</sup>通过大量试验表明, 对 NDVI 而言, 采用窗口大小为 9, 滤波阶数为 6 的 SG 滤波效果最佳, 故在此研究中, 选用该 SG 滤波参数对原始数据进行滤波处理。由于 Landsat 8 卫星与 Sentinel-1 卫星过境时间不相同, 本研究利用双线性插值法将 Landsat 8 数据插值为日数据, 并根据 Sentinel-1 卫星过境时间选取对应的数据。本研究使用 Landsat 8 红光波段和近红外波段计算 NDVI。具体计算公式如下:

$$\text{NDVI} = \frac{(\text{NIR} - \text{Red})}{(\text{NIR} + \text{Red})} \quad (1)$$

其中: Red 和 NIR 分别为红光和近红外波段的反射率。

### 2.2.3 MODIS NDVI 数据

搭载于 Terra 卫星上的 MODIS 传感器获取的 NDVI 数据由美国国家航空航天局 NASA 提供 (<https://search.earthdata.nasa.gov/search>)。该数据集来源于 MOD13Q1 产品, 空间分辨率为 250 m, 时间分辨率为 16 d。数据时间覆盖度为 2017 年 1 月至 12 月共 23 景影像。同样使用 SG 滤波进行异常点滤除及插值, 滤波参数及插值方法与 2.2.2 节中 Landsat 8 NDVI 相同。

### 2.2.4 土壤水分实测数据集

本研究地面实测数据集来源于黑河生态水文遥感试验中的流域水文气象观测<sup>[26,34]</sup>, 研究站点为大满超级站及黑河遥感自动气象站, 站点信息见表 1<sup>[35-37]</sup>。

站点土壤水分探头埋设在 2、4、10、20、40、80、120 和 160 cm 处, 观测频率为每 10 min 一次, 本研究中使用 4 cm 处的土壤水分观测值作为验证数据。

## 3 变化检测方法

本文所用的变化检测方法的核心思想在于将两个连续时相的雷达后向散射系数差归结为土壤水分的变化, 然后通过递推的方式求得土壤水分。研究时段内 Sentinel-1 卫星数据重访时间为 6 d, 假设地表粗糙度在重访周期内保持不变, 植被变化在两个连续时相内变化也不明显, 则两者在短时间内

均可视为常量。因此获取两个连续时相的雷达后向散射系数之差可以消除地表粗糙度的影响, 即雷达信号变化表示为土壤水分变化的函数。两个连续时相  $t$  和  $t+1$  的雷达后向散射系数差异可以表示为:

$$\Delta\sigma_{VI} = \sigma_{VI}^0(t+1) - \sigma_{VI}^0(t) \quad (2)$$

其中, 在特定的植被指数 VI 下,  $\sigma_{VI}^0(t+1)$  是在时间  $t+1$  的后向散射系数,  $\sigma_{VI}^0(t)$  是在时间  $t$  的后向散射系数。

两个连续时相的雷达后向散射系数的差值(变化)分为正向变化和负向变化, 两种变化的绝对值都随着 VI 增大而减小, 所以雷达后向散射系数时间变化的敏感度随 VI 增大而下降。理论上, 正向和负向变化的趋势是一种对称、线性模式<sup>[25]</sup>。

为了获取 VI 和连续时相后向散射系数差的线性关系, 取每个 VI 对应的一定比例的后向散射系数观测作为样本点, 用于模拟 VI 与对应的后向散射系数变化最大值之间的关系。雷达后向散射系数变化的最大值, 可以用一元线性函数来描述:

$$\Delta\sigma_{max}^{VI} = f(VI) \quad (3)$$

即:

$$\Delta\sigma_{max}^{VI} = f(VI) = bVI + \Delta\sigma_{max}^{bare} \quad (4)$$

其中:  $\Delta\sigma_{max}^{bare}$  是两个连续时相裸土的后向散射系数差, 对应于最大的土壤水分变化。 $bVI$  是指植被对后向散射系数的影响, 当 VI 为 0 时, 则  $\Delta\sigma_{max}^{VI}$  等于  $\Delta\sigma_{max}^{bare}$ ,  $b$  是经验函数  $f$  的斜率。

如前所述, 变化检测算法发展的重要假设之一是两个连续时相的雷达后向散射系数的差可以表示为土壤水分变化的函数, 因此土壤水分变化可以表示为:

$$S(t, t+1) = \frac{\Delta\sigma_{VI}}{f(VI)} \Delta Ms_{max} \quad (5)$$

其中:  $\Delta Ms_{max}$  是观测期间内两个连续时相之间的土壤水分的最大变化, 即土壤水分缩放因子, 该值可以从站点的实测数据中得到, 也可以通过卫星土壤水分产品获取其近似估计值。函数  $S(t, t+1)$  是指时间  $t$  和  $t+1$  之间的土壤水分变化。最后通过递推的方法, 从连续时序的第一天递推得到其后的土壤水分, 公式如下:

$$M_s(2) = M_s(1) + S(1, 2) \quad (6)$$

.....

$$M_s(t+1) = M_s(t) + S(t, t+1) \quad (7)$$

其中:  $M_s(t)$  是时间  $t$  的土壤水分反演值,  $M_s(1)$  为

土壤水分的起始值,理想情况下可以通过地面实际观测得到,也可以通过微波产品获取其近似值。

### 4 结果与讨论

#### 4.1 $\Delta\sigma$ -VI 空间中选取不同的采样点比例的反演精度对比

反演土壤水分的过程中,在后向散射系数差-植被指数 ( $\Delta\sigma$ -VI)空间中选取不同的采样点比例进行线性建模对反演精度具有一定的影响。为了量化这一影响,研究中设置 20 个不同等级的采样点比例,从 1% 的起始比例按 1% 的步长递增至 20%。将 Landsat 8 NDVI 和 MODIS NDVI 这两种植被产品,分别按照这 20 个等级的采样点比例进行建模,并进行结果的验证。反演误差与采样点比例的关系如图 2 所示。

从图中可知,对于 MODIS NDVI 和 Landsat 8 NDVI 两种植被指数,随着采样点比例的增高,土壤水分反演结果 RMSE 都是先减小后增大,分别在 2% 和 4% 时 RMSE 达到最小值,其后 RMSE 随着  $\Delta\sigma$ -VI 采样点比例的增大而增大。值得注意的是, RMSE 达到最小值时对应的最优采样点比例并非固定的,而是随  $\Delta Ms_{max}$  的变化而略有变化(但都低于 5%)。

#### 4.2 两种植被指数产品拟合的经验模型对比

本文选取了 Landsat 8 NDVI 和 MODIS NDVI 两种植被产品,根据公式(4)构建变化检测的经验模型,  $\Delta\sigma$ -VI 采样点比例由 4.1 节的最优结果确定。由于雷达后向散射系数变化有正向变化和负向变化,所以拟合的一元线性函数分为上函数(负向变化值的拟合结果)和下函数(正向变化值拟合结果)。

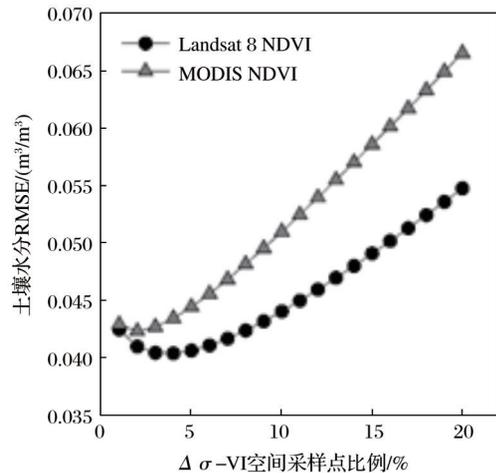


图 2 在  $\Delta\sigma$ -VI 空间选取不同采样点比例所对应的土壤水分均方根误差

Fig.2 RMSE of retrieved soil moisture for different levels of sampling points in the  $\Delta\sigma$ -VI space

果)。图 3 展示的是两种指数的 VI 和雷达后向散射系数差值  $\Delta\sigma$  的经验函数。

从图 3 可知,雷达后向散射系数变化随着植被覆盖的增加而不断衰减,拟合的上函数和下函数都呈近似对称的线性关系。此外,两种植被指数构建的  $\Delta\sigma$ -VI 拟合关系式都通过  $p = 0.01$  的显著性检验,但两套拟合关系之间也有所差异。首先,从拟合模型来看,MODIS NDVI 构建的上函数和下函数具有明显的对称性,拟合的直线斜率绝对值近似相等(图 3(b)),而 Landsat 8 NDVI 的拟合直线对称效果稍差(图 3(a))。其次,由于 MODIS 植被指数变化范围较 Landsat 8 更大(研究区 MODIS NDVI 值范围约为 0~0.9,而 Landsat 8 NDVI 变化范围为 0~0.6),故 MODIS NDVI 拟合的线性函数斜率较小。

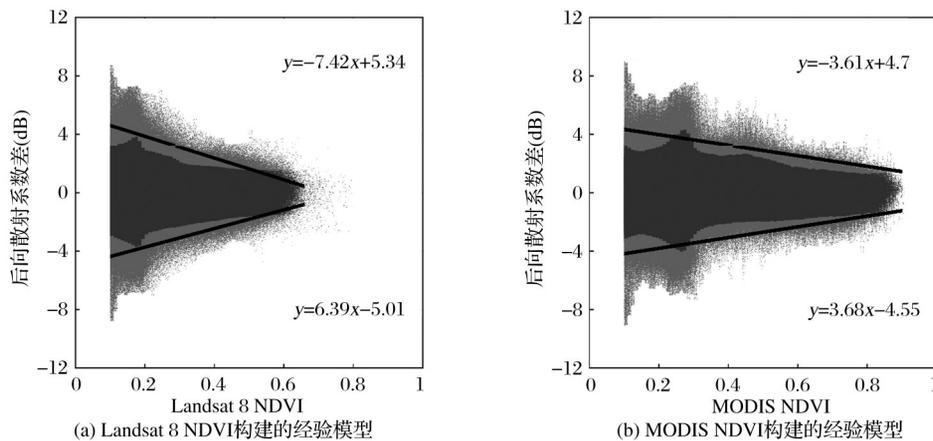


图 3 由两种植被指数构建的变化检测经验模型对比

Fig.3 Comparison of change detection empirical models constructed by two types of vegetation indices

### 4.3 不同植被指数产品反演的土壤水分精度验证

基于4.2节采用的两种植被指数(Landsat 8 NDVI、MODIS NDVI)所构建的后向散射系数随植被指数变化的线性方程,分别进行2017年研究区土壤水分反演,其估算值和实测值的散点图如图4所示。总体上,Landsat 8 NDVI反演结果略微优于MODIS NDVI,两者均方根误差RMSE分别为 $0.040 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 和 $0.044 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,相关系数R分别为0.86和0.83。这是由于Landsat 8 NDVI的空间分辨率较MODIS NDVI更接近Sentinel-1,故其构建的变化检测模型更能反映真实的植被-后向散射系数的

变化关系。但由于Landsat 8数据集在研究时段内的完整性较MODIS更差,故在本方法进行VI插值过程中将引入更大的误差。因此,根据研究区的特点选取合适的植被指数数据集,有助于得到更为准确的土壤水分反演结果<sup>[38]</sup>。值得注意的是,根据两种植被指数构建的变化检测模型,土壤水分估算偏差(Bias)均为 $0.009 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,在水分的高值区和低值区都没有明显的系统偏差。相比Gao等<sup>[25]</sup>在西班牙的研究,本研究选取了更大的研究范围( $45 \text{ km} \times 44 \text{ km}$ ),并且得到了更优的结果,证实了本方法利用Sentinel-1数据反演高精度土壤水分信息的巨大潜力。

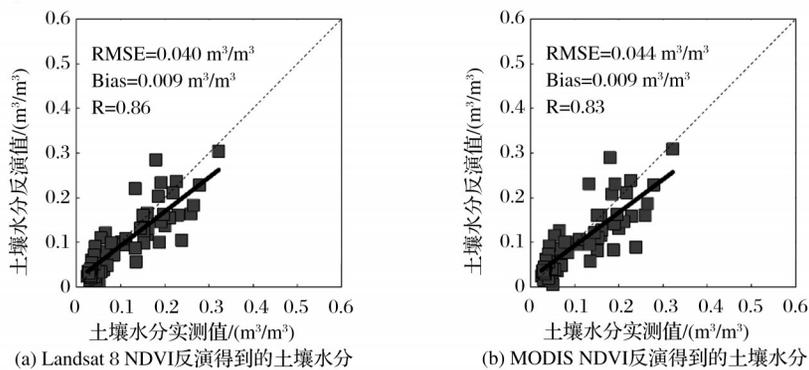


图4 基于两种不同植被指数构建的变化检测模型反演得到的土壤水分对比

Fig.4 Comparison of soil moisture retrieved by change detection models established by two vegetation indices

### 4.4 不同反演方案的土壤水分反演精度对比

变化检测方法中,土壤水分反演是一个递推的过程,其中有两个关键的辅助参数,分别是土壤水分反演的起始值 $M_s(1)$ ,以及两个连续时相土壤水分变化的最大值,或称为土壤水分缩放因子 $\Delta Ms_{max}$ 。在最理想的情况下, $M_s(1)$ 和 $\Delta Ms_{max}$ 都来源于站点观测的“真实值”,将这种理想情况称为方案一。而实际的土壤水分反演流程中,两个参数通常无法同时获取,考虑到这一实际情况,研究中设置另外两个对比方案。方案二中,假设 $\Delta Ms_{max}$ 无法由点尺度的观测信息获取,只能通过低分辨率的微波土壤水分产品(3 km Level-2 SMAP/Sentinel-1L2\_SM\_SP数据)进行估算。方案三,假设初始时刻的土壤水分真实值 $M_s(1)$ 无法准确获取,同样以初始时刻的SMAP/Sentinel-1土壤水分作为变化检测算法的起始值。以上这3种方案都是基于4.1~4.3节中选出的Landsat 8 NDVI在4%的最优( $\Delta\sigma$ -VI)空间采样点比例下构建的经验模型。

图5是3种方案中土壤水分实测值与反演值的散点图,与预期一致,方案一的精度最高(RMSE为 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ),方案三均方根误差次之,方案二误差

最大。由此可见,土壤水分缩放因子 $\Delta Ms_{max}$ 对反演精度的影响大于土壤水分初始值 $M_s(1)$ 的影响。方案二是在方案一的基础上,将土壤水分缩放因子的理想“真实”值替换为3公里Level-2 SMAP/Sentinel-1土壤水分产品,除了尺度差异带来的不确定性,还引入了SMAP产品约为 $0.04 \text{ m}^3/\text{m}^3$ 的误差<sup>[39]</sup>,最终方案二RMSE约为 $(0.04 + 0.04) \text{ m}^3/\text{m}^3 = 0.08 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,相对最优的方案一反演效果降低最为明显。

图6展示了大满站和黑河遥感站采用3种方案反演得到的土壤水分时间序列。首先通过对比方案一和方案三来研究引入初始值误差的影响,由于大满站实测土壤水分的初始值与SMAP/Sentinel-1初始值大致相等,故大满站的方案一与方案三反演得到的时间序列基本重叠。而黑河遥感站中SMAP/Sentinel-1获取的土壤水分初始值比实测值高 $0.021 \text{ m}^3/\text{m}^3$ ,故黑河遥感站的方案三相对于方案一有稳定的系统偏差,该偏差的大小明显取决于土壤水分初始值的误差,且通过起始值这一参数引入的误差不会造成土壤水分反演误差的累积。对于缩放因子引入的误差(对比方案一和方案二),两个站点的土壤水分反演误差时间序列都具有较大的

波动,且在水分值较高时具有较大的误差。此外,反演误差还随着缩放因子误差的增大而明显增大,大满和黑河遥感两个站点的缩放因子误差分别为 0.11 和 0.06  $\text{m}^3/\text{m}^3$ ,由此造成的两个站点的土壤水

分反演误差则为 0.058 和 0.025  $\text{m}^3/\text{m}^3$ 。此外,反演的土壤水分时间序列也进一步说明,土壤水分缩放因子对反演结果的影响明显大于土壤水分初始值对反演结果的影响。

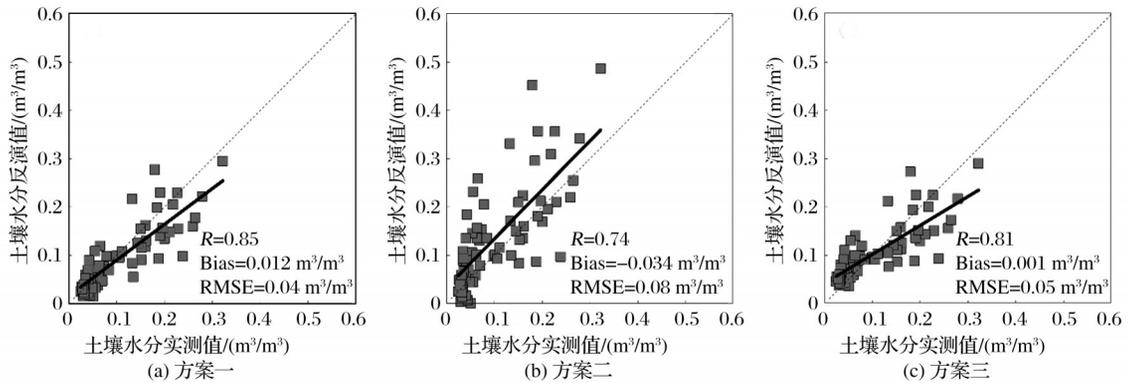


图 5 3 种土壤水分反演方案估算的土壤水分对比

Fig.5 Scatterplots of the observed versus retrieved soil moisture from three schemes

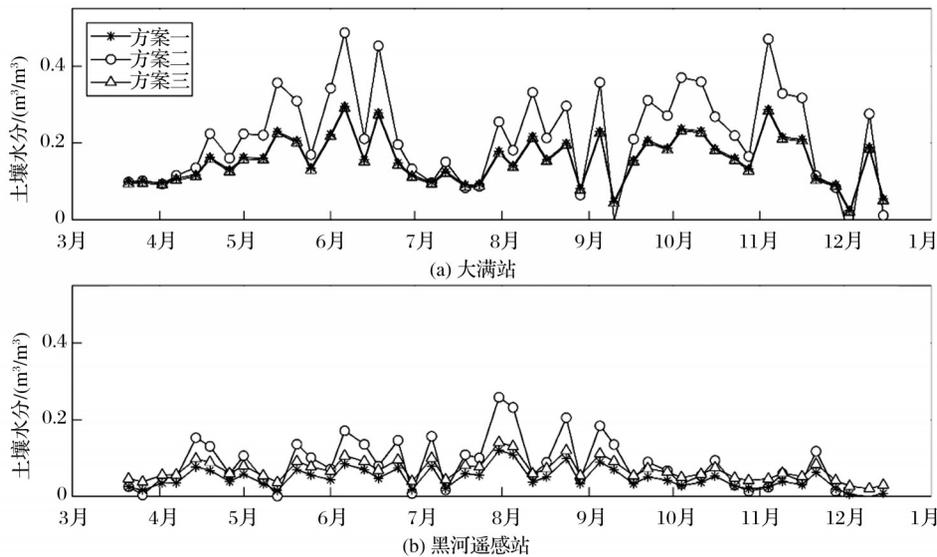


图 6 3 种土壤水分反演方案在两个站点估算的土壤水分时间序列

Fig.6 Soil moisture time series retrieved from three schemes at two in-situ sites

#### 4.5 黑河中游土壤水分空间分布

采用 Landsat 8 NDVI 植被指数构建线性方程,并从 2017 年 3 月 20 日 3 公里 Level-2 SMAP/Sentinel-1 数据获取土壤水分起始值  $M_s(1)$  和缩放因子  $\Delta Ms_{max}$ ,应用于公式(5)~(7)进行 2017 年 6 月 29 日黑河中游土壤水分反演(共进行 17 次递推)。最后通过双线性法将反演的  $5\text{ m} \times 20\text{ m}$  土壤水分重采样得到研究区范围内  $100\text{ m} \times 100\text{ m}$  土壤水分空间分布(图 7(a))。作为对比,图 7(b)展示同一天的 3 公里 Level-2 SMAP/Sentinel-1 土壤水分空间分布。该日期内研究区土壤含水量介于 0.02 ~ 0.35  $\text{m}^3/\text{m}^3$  之间,符合半干旱区的地表水分状态

特征。

总体而言,黑河中游人工绿洲试验区土壤水分空间异质性明显,土壤水分含量呈中部高、四周低的趋势,高值区主要分布在中部和东部的农业地带,土壤含水量介于 0.25~0.35  $\text{m}^3/\text{m}^3$  之间。这是由于中部农田西侧有黑河的支流经过,给中部农田提供充足的水分,且研究区中部植被覆盖率较高,使土壤汇流和截流能力高于四周地区。低值区则主要位于四周的荒漠戈壁,东北部与西南部的荒漠区土壤含水量总体上低于 0.15  $\text{m}^3/\text{m}^3$ 。相较于 3 km 的 SMAP/Sentinel-1 产品,研究区高分辨率的土壤水分反演结果能更加精细地刻画土地利用类

型及人类活动对该区域土壤水分空间异质性的影响。

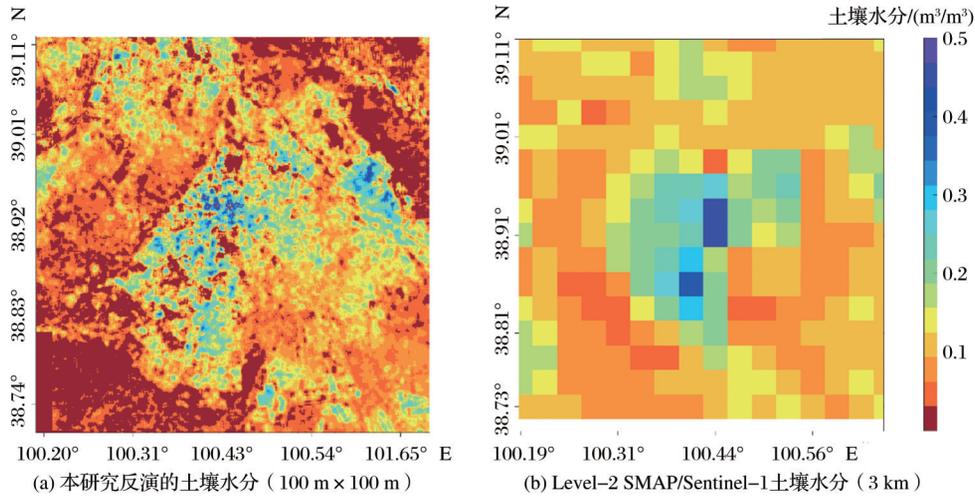


图7 黑河中游土壤水分空间分布图

Fig.7 Spatial distribution of soil moisture in the middle reaches of Heihe River Basin

## 5 结 语

本文基于欧空局 Sentinel-1 数据,以及相同时段的 MODIS、Landsat 8 NDVI 植被产品构建变化检测模型,估算黑河中游土壤水分,探讨变化检测算法中具体参数设置对土壤水分估算精度的影响,得出以下主要结论:

(1)在构建后向散射系数差-植被指数的线性模型过程中,MODIS NDVI 和 Landsat 8 NDVI 两种植被指数所建模型的反演精度都会受到所选取的采样点比例的影响,但都在采样点比例低于5%时取得最高精度。

(2)总体上,Landsat 8 NDVI 构建的变化检测模型略优于 MODIS NDVI 构建的模型,这主要是由于 Landsat 8 NDVI 的空间分辨率更接近 Sentinel-1,故其构建的后向散射系数差-植被指数空间更准确。实际应用中应根据研究区的特点和研究目标选择合适的植被指数。

(3)对于变化检测算法的两个关键参数——土壤水分初始值和土壤水分缩放因子,缩放因子这一参数的误差将带来土壤水分估算精度更为显著的降低。

### 参考文献 (References):

- [1] Cui Y K, Xiong W T, Hu L, *et al.* Applying a Machine Learning Method to Obtain Long Time and Spatio-temporal Continuous Soil Moisture over the Tibetan Plateau [C] // IGARSS 2019-2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2019: 6986-6989.
- [2] Qiu Jianxiu. Research on Root-zone Soil Moisture Estimation Methods and Its Application [D]. Beijing: The University of Chinese Academy of Sciences, 2014.[邱建秀. 根层土壤水分估算方法研究及其应用[D]. 北京:中国科学院研究生院, 2014.]
- [3] Wu H, Wilhite D A. An Operational Agricultural Drought Risk Assessment Model for Nebraska, USA [J]. *Natural Hazards*, 2004, 33(1): 1-21.
- [4] Modanesi S, Massari C, Camici S, *et al.* Performance of a Drought Standardized Soil Moisture Index based on ESA CCI Soil Moisture Product: Validation in India Using Crop Data [J]. *Geophysical Research Abstracts*, 2019, 21:1-1.
- [5] Gherboudj I, Magagi R, Berg A, *et al.* Soil Moisture Retrieval over Agricultural Fields from Multi-polarized and Multi-angular RADARSAT-2 SAR Data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(1): 33-43.
- [6] Scipal K, Drusch M, Wagner W. Assimilation of an ERS Scatterometer Derived Soil Moisture Index in the ECMWF Numerical Weather Prediction System [J]. *Advances in Water Resources*, 2008, 31(8): 1101-1112.
- [7] Pangaluru K, Velicogna I, Mohajerani Y, *et al.* Soil Moisture Variability in India: Relationship of Land Surface--Atmosphere Fields Using Maximum Covariance Analysis [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(3): 335.doi:10.3390/rs11030335.
- [8] Jin R, Li X, Liu S M, *et al.* Understanding the Heterogeneity of Soil Moisture and Evapotranspiration Using Multiscale Observations from Satellites, Airborne Sensors, and a Ground-based Observation Matrix [J]. *IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters*, 2017, 14(11):2132-2136.
- [9] Li, X. Characterization, Controlling, and Reduction of Uncertainties in the Modeling and Observation of Land-Surface Systems [J]. *Science China Earth Sciences*, 2014, 57(1): 80-87.

- [10] Tomer S K, Al B A, Sekhar M, *et al.* MAPSM: A Spatio-Temporal Algorithm for Merging Soil Moisture from Active and Passive Microwave Remote Sensing [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(12): 990. doi:10.3390/rs8120990.
- [11] Zhuo L, Han D W. The Relevance of Soil Moisture by Remote Sensing and Hydrological Modelling [J]. *Procedia Engineering*, 2016, 154: 1368-1375.
- [12] Oh Y, Sarabandi K, Ulaby F T. An Empirical Model and An Inversion Technique for Radar Scattering from Bare Soil Surfaces [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 370-381.
- [13] Dubois P C, Van Zyl J, Engman T. Measuring Soil Moisture with Imaging Radars [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1995, 33(4): 915-926.
- [14] Fung A K, Li Z Q, Chen K S. Backscattering from a Randomly Rough Dielectric Surface [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1992, 30(2): 356-369.
- [15] Fung A K. *Microwave Scattering and Emission Models and Their Applications* [M]. Artech House, Norwood, MA, 1994.
- [16] Fung A K, Chen K S. *Microwave Scattering and Emission Models for Users* [M]. Artech House, 2010: 299-330.
- [17] Chen K S, Wu T D, Tsay M K, *et al.* A Note on the Multiple Scattering in An IEM Model [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2000, 38 (1): 249-256.
- [18] Chen K S, Wu T D, Tsang L, *et al.* Emission of Rough Surfaces Calculated by the Integral Equation Method with Comparison to Three-Dimensional Moment Method Simulations [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2003, 41 (1): 90-101.
- [19] Attema E P W, Ulaby F T. Vegetation Modeled as a Water Cloud [J]. *Radio Science*, 1978, 13(2): 357-364.
- [20] Ulaby F T, Sarabandi K, McDonald K, *et al.* Michigan Microwave Canopy Scattering Model [C] // *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1990, 11 (7): 1223-1253.
- [21] 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.
- [22] Wan Youchuan, Chen Jing, Yu Fan, *et al.* Retrieving Soil Moisture by Using Spaceborne Advanced Scatterometer [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2014, 30(3): 70-77. [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.]
- [23] Zribi M, Kotti F, Amri R, *et al.* Soil Moisture Mapping in a Semiarid Region, based on ASAR/Wide Swath Satellite Sata [J]. *Water Resources Research*, 2014, 50(2): 823-835.
- [24] Pathe C, Wagner W, Sabel D, *et al.* Using ENVISAT ASAR Global Mode Data for Surface Soil Moisture Retrieval over Oklahoma, USA [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(2): 468-480.
- [25] Gao Q, Zribi M, Escorihuela M J, *et al.* Synergetic Use of Sentinel-1 and Sentinel-2 Data for Soil Moisture Mapping at 100 m Resolution [J]. *Sensors*, 2017, 17 (9) : 1966. doi: 10.3390/s17091966.
- [26] 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.]
- [27] Li X, Cheng G, Liu S M, *et al.* Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research (HiWATER): Scientific Objectives and Experimental Design [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2013, 94(8): 1145-1160.
- [28] 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. [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(2): 295-305.]
- [29] Bousbih S, Zribi M, Lili-Chabaane Z, *et al.* Potential of Sentinel-1 Radar Data for the Assessment of Soil and Cereal Cover Parameters [J]. *Sensors*, 2017, 17 (11) : 2617. doi: 10.3390/s17112617.
- [30] Amazirh A, Merlin O, Er-Raki S, *et al.* Retrieving Surface Soil Moisture at High Spatio-temporal Resolution from a Synergy between Sentinel-1 Radar and Landsat Thermal Data: A Study Case over Bare Soil [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 211: 321-337.
- [31] Qiu J X, Crow W T, Wagner W, *et al.* Effect of Vegetation Index Choice on Soil Moisture Retrievals Via the Synergistic Use of Synthetic Aperture Radar and Optical Remote Sensing [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2019, 80: 47-57. doi:10.1016/j.jag.2019.03.015
- [32] Savitzky A, Golay M J. Smoothing and Differentiation of Data by Simplified Least Squares Procedures [J]. *Analytical Chemistry*, 1964, 36(8): 1627-1639.
- [33] Chen J, Jönsson P, Tamura M, *et al.* A Simple Method for Reconstructing a High-quality NDVI Time-series Data Set based on the Savitzky-golay Filter [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 91(3-4): 332-344.
- [34] Li X, Cheng G D, Liu S M, *et al.* Heihe Watershed Allied Telemetry Experimental Research (HiWATER): Scientific Objectives and Experimental Design [J]. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 2013, 94(8): 1145-1160.
- [35] Liu S M, Li X, Xu Z W, *et al.* The Heihe Integrated Observatory Network: A Basin-Scale Land Surface Processes Observatory in China [J]. *Vadose Zone Journal*, 2018, 17: 180072. doi: 10.2136/vzj2018.04.0072.
- [36] Zhu Z L, Tan L, Gao S G, *et al.* Observation on Soil Moisture of Irrigated Cropland by Cosmic-ray Probe [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2015, 12(3): 472-476.

- [37] Liu S M, Xu Z W, Wang W Z, *et al.* A Comparison of Eddy-Covariance and Large Aperture Scintillometer Measurements with Respect to the Energy Balance Closure Problem[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2011, 15(4): 1291-1306.
- [38] Du Jiaqiang, Wang Yuehui, Shi Huading, *et al.* Performance Evaluation of GIMMS NDVI3g and GIMMS NDVIg based on MODIS and Landsat in Tibetan Plateau [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(22): 192-199.[杜加强,王跃辉,师华定,等.基于MODIS和Landsat的青藏高原两代GIMMS NDVI性能评价[J].农业工程学报,2016,32(22):192-199.]
- [39] Chen Q, Zeng J Y, Cui C Y, *et al.* Soil Moisture Retrieval from SMAP: A Validation and Error Analysis Study Using Ground-based Observations over the Little Washita Watershed [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(3):1394-1408.

## Sentinel-1 based Soil Moisture Estimation in Middle Reaches of Heihe River Basin

Luo Jiashun<sup>1,2,3</sup>, Qiu Jianxiu<sup>1,2,3</sup>, Zhao Tianjie<sup>4</sup>, Wang Dagang<sup>1,2,3</sup>

(1. *Guangdong Provincial Key Laboratory of Urbanization and Geo-simulation, School of Geography and Planning, Sun Yat-sen University, Guangzhou 510275, China;*

2. *Key Laboratory of Mineral Resource & Geological Processes of Guangdong Province, Guangzhou 510275, China;*

3. *Southern Laboratory of Ocean Science and Engineering (Guangdong, Zhuhai), Zhuhai 519000, China;*

4. *State Key Laboratory of Remote Sensing Science, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)*

**Abstract:** In this study, a change detection model, constructed using the Sentinel-1 Synthetic Aperture Radar (SAR) data and the simultaneous Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) products from the Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) and Landsat 8 sensors, is applied to estimate soil moisture in middle reaches of the Heihe River Basin, and the effects of two key parameters on retrieval accuracy are comprehensively investigated. The results show that: (1) when constructing the empirical relationship between backscattering coefficient difference ( $\Delta\sigma$ ) and Vegetation Index (VI) required by change detection model, the optimal sampling ratios in the ( $\Delta\sigma$ -VI) space are approximately 2% and 4% for MODIS NDVI and Landsat 8 NDVI, respectively; (2) the Landsat 8 NDVI-based change detection model slightly outperforms the MODIS NDVI-based model in soil moisture retrieval accuracy, with Root Mean Square Error (RMSE) of 0.040 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup> and 0.044 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup> respectively; (3) for the key parameters of the change detection method, replacing the ground-based initial soil moisture and scaling factor (maximum soil moisture difference between two adjacent dates  $\Delta Ms_{max}$ ) by the low-resolution SMAP/Sentinel-1 L2\_SM\_SP data will increase the RMSE by 0.01 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup> and 0.04 m<sup>3</sup>/m<sup>3</sup> respectively. Comparing to the parameter of initial soil moisture, the error in soil moisture scaling factor will lead to more significant degradation in the performance of the change detection method, thus it is recommended to use the high precision scaling factor for soil moisture estimation. This study confirms the promising potential of Sentinel-1 data for retrieving high-resolution soil moisture via change detection method and provides practical insight into its application.

**Key words:** Heihe River Basin; Soil moisture; Change detection method; Sentinel-1