# 基于 Landsat-8 影像的干旱区土壤 水分含量反演研究

杨丽萍1,侯成磊2,赵美玲2,白宇兴2,苏志强2

(1.长安大学地质工程与测绘学院,陕西西安 710054; 2.长安大学地球科学与资源学院,陕西西安 710054)

**摘 要:** 土壤水分含量的精确监测对区域生态环境保护与可持续发展具有重要意义。本文以内蒙西部额济纳旗东南的居延泽地区为研究区,基于多期 Landsat-8 遥感影像和野外实测不同深度的土壤水分含量数据,构建了温度植被干旱指数(*TVDI*)、垂直干旱指数(*PDI*)、归一化干旱监测指数(*NPDI*)和土壤湿度监测指数(*SMMI*)等四种干旱指数模型,探讨了上述模型在居延泽地区土壤水分含量反演中的精度与适用性,选取精度较优的*TVDI*模型反演了研究区 2015 年至2017年的土壤水分含量,并使用随机森林分类法将研究区分为沙地、盐碱地、裸地、植被和滩涂五种地类,探讨了不同地类的土壤水分含量差异。结果表明四种干旱指数均与土壤水分含量实测值呈负相关;从拟合精度看,四种干旱指数均与表层土壤水分含量具有最高的拟合精度,且随着土层深度的增加,拟合精度逐渐变劣。其中*TVDI*综合表现最优,尤其在表层,*R*<sup>2</sup> 可达到 0.76;研究区不同地类的土壤水分含量存在差异,呈现出从沙地、盐碱地、裸地、植被到滩涂依次升高的规律。

关键词:土壤水分含量;干旱指数;Landsat-8;干旱区

中图分类号: S152 文献标识码: A 文章编号: 0564-3945(2021)01-0047-08

DOI: 10.19336/j.cnki.trtb.2020033101

杨丽萍, 侯成磊, 赵美玲, 白宇兴, 苏志强. 基于 Landsat-8 影像的干旱区土壤水分含量反演研究 [J]. 土壤通报, 2021, 52(1): 47-54

YANG Li-ping, HOU Cheng-lei, ZHAO Mei-ling, BAI Yu-xing, SU Zhi-qiang. Study on Soil Moisture Content Inversion in an Arid Area Based on Landsat-8 Imagery[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2021, 52(1): 47 – 54

土壤在地球表面与大气圈、水圈、岩石圈及生物圈相交并与其进行着物质循环和能量交换,是多种物理、化学和生物过程发生的场所<sup>[1]</sup>。土壤水分作为土壤的重要组成部分,极大地影响着土壤性质,并且作为重要的溶剂,充当了土壤中各种过程的水环境。干旱区水资源匮乏,土壤水分含量是影响干旱区水分和能量平衡的关键变量,是区域水文和植被过程中最为有效的驱动因子,同时也是干旱区生态系统演变最为重要的制约因素<sup>[2-3]</sup>。因此,土壤水分含量的准确监测在干旱区陆地表面过程的科学研究中具有重要意义<sup>[4-5]</sup>。

由于时空变化较大,传统的监测方法无法及时 准确地获取大面积的土壤水分含量信息,加之耗时 费力,具有很大局限性。随着遥感技术的快速发展, 利用卫星遥感进行大范围土壤水分含量监测已成为 最为有效的研究手段。其中,基于光学遥感数据构 建干旱指数模型以综合反映区域土壤水分含量状况、 实现旱情监测的研究在国内外取得了较大进展。 Sandholt 等<sup>6</sup>在分析了归一化差值植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) 与地表 温度(Land Surface Temperature, LST)的关系后提 出了温度植被干旱指数(Temperature Vegetation Dryness Index, TVDI), 以表征土壤水分含量状况; 随 后, Wan 等[7] 与 Jain 等[8] 分别利用 TVDI 指数监测了 美国南部平原与印度西部的土壤水分含量状况和 干旱情况,并进行了干旱等级划分; Patel 等<sup>19</sup>与 Chen 等<sup>[10]</sup>利用 TVDI 分别对印度北部和我国黄淮海 平原的半湿润地区土壤水分含量的空间分布状况进 行了评估;曹雷等[11]、刘婕等[12]与王娟等[13]基于 TVDI 分别反演了新疆艾比湖地区、精河流域绿洲和 四川绵竹山地平原过渡带的土壤水分含量,并探讨 了区域土壤水分含量的时空变化特征,取得了较好 的反演效果; 詹志明等[14]、阿布都瓦斯提·吾拉木[15] 提出了基于光谱特征空间的垂直干旱指数(Perpen-

收稿日期: 2020-03-31;修订日期: 2020-11-06

基金项目:国家自然科学基金项目(41371220)及陕西省科技厅基金项目(2020ZDLSF06-07)资助

作者简介:杨丽萍(1968-),女,陕西耀县人,博士,副教授,主要从事环境遥感及 3S 应用研究。E-mail: zylpyang@chd.edu.cn

dicular Drought Index, PDI), 并对裸露地表土壤水 分含量进行了监测; 冯海霞等[16] 在 PDI 基础上进行 了改进,提出了归一化干旱监测指数(Normalized Perpendicular Drought Index, NPDI), 并对宁夏永 宁县的土壤水分含量进行了反演;为摆脱土壤线对 模型的影响,刘英等177提出了不依赖于土壤线参数 的土壤湿度监测指数(Soil Moisture Monitoring Index, SMMI),评估了陕西省榆林市神东矿区的土壤水分 含量分布情况; 葛少青等[18] 基于 TVDI、PDI 和 NP-DI 三种干旱监测方法,对甘肃省疏勒河中下游沼泽 湿地进行了土壤水分含量遥感反演,并结合野外数 据进行了比较和验证。上述光学遥感指数模型通过 构建不同的特征空间,进而利用特征空间的形状、 土壤线或者二维光谱空间的距离反演土壤水分含量, 简单实用,在裸地和植被覆盖地区、山地和平原地 区、干旱和半湿润地区,国内和国外均已取得了较 好的监测结果。居延泽地区位于黑河下游,气候干 旱,降水稀少,季节分配不均匀,蒸发强烈,生态 环境极端脆弱,土地荒漠化问题突出,水是制约当 地生态环境和经济可持续发展最为关键的因子。目 前,有关区域土壤水分含量遥感监测的研究非常有 限。本文基于 Landsat-8 OLI/TIRS 遥感数据,构建该 地区多种干旱指数模型,结合不同深度的野外实测

土壤水分含量数据,进行拟合精度验证,反演研究 区多时相的土壤水分含量,并结合随机森林分类法 探究土壤水分含量在不同地类的分布规律,以期为 了解区域土壤水分含量动态及其与植物生长的关系、 为区域生态环境保护与可持续发展提供科学依据和 决策参考。

## 1 研究区概况

居延泽位于内蒙古自治区阿拉善盟额济纳旗东南 部(图1),介于41°47′~42°01′N,101°31′~101°51′E 之间,面积约800 km²,北邻阿尔泰山脉,南接巴丹 吉林沙漠。地势中间高,两侧低平,由东、西居延 泽两个子盆地组成,西居延泽北部有居延泽干涸后 残留的湖沼——天鹅湖<sup>[19]</sup>。地质历史时期,古居延 泽与苏古淖尔、嘎顺淖尔相连,共同组成黑河下游 终端湖。居延泽深居欧亚大陆腹地,气候干燥,为 典型的大陆型气候,年平均降水量为37.0 mm,年平 均蒸发量为3841.51 mm,年平均温度为8.9 ℃。该 地区生态环境极端脆弱,地表覆盖以沙地、裸地和 盐碱地为主,兼有少量滩涂分布,植被稀疏,以旱 芦苇和白刺等沙生植被为主,土地荒漠化、盐碱化 问题突出<sup>[20]</sup>。



Fig.1 Location of the study area

## 2 数据源及预处理

2.1 土壤水分含量实测数据

2017年8月14日至8月17日在研究区进行了

野外采样。鉴于研究区自然条件极端恶劣,在考虑 通达性的基础上,采用均匀布点的原则,并且尽可 能涵盖研究区各种土地利用类型。对该研究区共设 置 50 个土壤采样点,样点位置如图 2 所示,对各采 样点人工开挖长宽深均约为50 cm的探坑,采用分 层取样法沿垂直方向分别对0~10 cm、10~20 cm 和20~30 cm的土层采集土壤样品,每个采样点采 集3个土壤样品,总计150个土壤样品。样品采集 后用铝盒密封,在实验室采用烘干法<sup>[21]</sup>测定土壤体 积含水量。50个样点中,0~10 cm、10~20 cm 与 20~30 cm的土壤水分含量均值分别为9.57%、 14.60%和18.28%,最大值分别为38.07%、36.34% 和48.36%,最小值分别为0.23%、0.31%和0.42%。



图 2 采样点分布图 Fig.2 Map of sampling sites

#### 2.2 遥感数据

采用 2015 年 8 月 28 日、2016 年 7 月 29 日和 2017 年 9 月 2 日获取的 Landsat-8 OLI/TIRS 影像, 轨道号/行号为 133/31。Landsat-8 由美国国家航空航 天局于 2013 年 2 月 11 日成功发射,该卫星携带了 两个主要载荷,即运行陆地成像仪(Operational Land Imager, OLI)和热红外传感器(Thermal Infrared Sensor, TIRS)<sup>[22]</sup>。OLI 共有 9 个波谱段,其 中全色波段空间分辨率为 15 m,其他波段空间分辨 率为 30 m。TIRS 包含两个空间分辨率为 100 m 的热 红外波段。对三期影像进行了辐射定标和大气校正 等预处理。

## 3 研究方法

#### 3.1 温度植被干旱指数(TVDI)

Sandholt 等<sup>[6]</sup> 发现 *LST* 与 *NDVI* 特征空间近似为 三角形,因而提出了温度植被干旱指数的概念。任 意一个 *NDVI* 值对应一组干边和湿边,因而 *LST*-*NDVI* 特征空间的拟合线可以反映区域土壤水分含量 状况。LST-NDVI 特征空间的计算表达式为:

$$TVDI = \frac{(LST - LST_{\min})}{(LST_{\max} - LST_{\min})}$$
(1)

$$LST_{\min} = a_1 + b_1 NDVI \tag{2}$$

$$LST_{\max} = a_2 + b_2 NDVI \tag{3}$$

式中,*LST* 表示任意像元的地表温度(℃);*LST*<sub>max</sub> 和*LST*<sub>min</sub>分别表示相同 *NDVI* 条件下地表温度的最大 值(℃)和最小值(℃); $a_1$ 、 $b_1$ 分别表示将 *LST*-*NDVI* 特征空间线性回归后干边的截距与斜率, $a_2$ 、  $b_2$ 表示湿边的截距与斜率。

将公式(2)、(3)代入到(1)中可以得到*TVDI*的计算公式:

$$TVDI = \frac{LST - (a_1 + b_1 NDVI)}{(a_2 + b_2 NDVI) - (a_1 + b_1 NDVI)}$$
(4)

*TVDI*的值随着地表温度的升高而增加,土壤水分含量随 *TVDI*值增大而减小,因而土壤水分含量与温度、*TVDI*值呈负相关关系。其中 *NDVI*与*LST*的计算公式如下:

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \tag{5}$$

$$LST = k_2 \left/ \ln \left[ \frac{k_1}{B(LST)} + 1 \right] - 273.15$$
 (6)

$$B(LST) = \left[ L_{\lambda} - L^{\uparrow} - \tau (1 - \varepsilon) L_{\downarrow} \right] / \tau \varepsilon$$
<sup>(7)</sup>

式中, $\rho_{NIR}$ 、 $\rho_R$ 分别为近红外波段与红光波段的反射 率; B(LST)表示地表辐射亮度; $k_1$ 、 $k_2$ 为 Landsat-8 Band 10 的反演常数,分别为 774.89 Wm<sup>-2</sup>µm<sup>-1</sup>sr<sup>-1</sup>、 1321.08 K<sup>[23]</sup>;  $\tau$ 、 $L^{1}$ 和 $L_1$ 分别表示大气透过率、大气 向上辐射亮度和大气向下辐射亮度,三者均可通过 大气校正参数计算器(http://atmcorr.gsfc.nasa.gov) 查询得到; $L_a$ 表示热红外波段辐射亮度值; $\varepsilon$ 表示比 辐射率,参考前人文献 [24],水体的比辐射率取 0.995,其他地表采用如下公式计算:

$$\varepsilon_{\text{surfare}} = 0.9625 + 0.0614P_{\text{v}} - 0.0461P_{\text{v}}^2 \tag{8}$$

$$Pv = \frac{NDVI - NDVI_{soil}}{NDVI_{veg} + NDVI_{soil}}$$
(9)

式中, $\varepsilon_{surfare}$ 为自然表面像元的比辐射率;Pv为植被 覆盖度; $NDVI_{veg}$ 、 $NDVI_{soil}$ 分别为结合野外考察选 定的纯植被像元与纯裸土像元对应的NDVI值。

#### 3.2 垂直干旱指数(PDI)

詹志明等[14] 研究发现, 使用 Landsat-7 ETM + 遥

感影像的红光与近红外波段反射率数据建立的光谱 特征空间呈典型三角形。将该三角形下边线上的点 线性回归即可得到土壤线<sup>[25]</sup>。该三角形可以表现土壤 水分含量状况和环境干旱程度,沿土壤线向上干旱 程度加重。为了定量描述该规律,阿布都瓦斯提·吾 拉木<sup>[15]</sup>构建了 PDI 指数,其表达式为:

$$PDI = \frac{1}{\sqrt{1+m^2}} (\rho_R + m \times \rho_{NIR}) \tag{10}$$

式中, ρ<sub>NIR</sub>、ρ<sub>R</sub>分别为近红外波段与红光波段的反射 率; m表示红光-近红外二维光谱特征空间中对三角 形下边线线性回归得到的土壤线斜率。PDI指数定量 描述了在红光-近红外二维光谱空间中土壤水分含 量的分布规律,即PDI值越大,对应土壤水分含量 越低的区域,干旱程度越严重;反之,PDI值越低, 对应土壤水分含量越高的区域,环境状况越湿润。

#### 3.3 归一化干旱监测指数(NPDI)

在 PDI 基础上, 冯海霞等<sup>[16]</sup> 选择对水分敏感的 红光和短波红外波段, 以短波红外与红光的差值和 短波红外与红光之和构建光谱空间,并且考虑了土 壤和植被的光谱特征分异规律, 提出了 NPDI 指数, 其表达式为:

$$NPDI = \frac{1}{\sqrt{1+m^2}} (R_s + m \times R_d) \tag{11}$$

式中, *R<sub>d</sub>*和*R<sub>s</sub>*分别表示短波红外和红光波段反射率 之差与反射率之和; *m*表示*R<sub>d</sub>*-*R<sub>s</sub>*二维光谱特征空间 中对三角形下边线线性回归得到的土壤线斜率。

#### 3.4 土壤湿度监测指数(SMMI)

刘英等<sup>[17]</sup> 发现在近红外和红光波段的二维光谱 特征空间中,任意一点到原点的距离可以表征土壤 水分含量的高低,在此基础上提出了 *SMMI* 指数。 该指数的表达式为:

$$SMMI = \frac{\sqrt{\rho_R^2 + \rho_{NIR}^2}}{\sqrt{2}} \tag{12}$$

式中, $\rho_{NIR}$ 、 $\rho_R$ 分别为近红外波段与红光波段的反射率。

#### 4 结果与分析

#### 4.1 四种干旱指数精度验证与分析

将 2017 年实测土壤水分含量与 TVDI、PDI、NPDI 和 SMMI 四种指数进行线性拟合,结果如图 3 所示。 由图 3 可见,四种干旱指数在不同深度土壤中均随 着土壤水分含量的增加而呈现下降趋势。从不同土 层看,四种干旱指数均随着土层深度的增加拟合效 果由优变劣,0~10 cm 拟合效果最优,10~20 cm 次之,20~30 cm 最劣。从不同干旱指数看,在0~ 10 cm 处,干旱指数与土壤水分含量的拟合效果从 优到劣依次为 TVDI、NPDI、SMMI和 PDI;在10~ 20 cm 处,拟合效果从优到劣的顺序同上;在20~ 30 cm 处,干旱指数与土壤水分含量的拟合效果略有 不同,从优到劣依次为 NPDI、TVDI、SMMI和 PDI。

综上, TVDI的综合表现最优, 尤其在 0~10 cm 土壤水分含量的拟合精度上表现突出,与实测土壤 水分含量值相关性显著, R<sup>2</sup>达到了 0.76。推测原因 是 TVDI 在反演土壤水分含量时, 耦合了地表温度与 植被指数这两个描述地表特征的重要参数,通过地 表温度与植被指数特征空间分析土壤水分含量状况。 干旱区地表蒸发旺盛, 地表温度直接影响土壤水分 含量的蒸发速率,由于干燥缺水,土壤水分含量成 为植被生长最为重要的胁迫因素,因而 TVDI 在研究 区的应用中具有明显优势; PDI 和 NPDI 的表达式是 基于反射率以及通过二维光谱空间拟合的土壤线确 定的。土壤线的直线特征仅在一定范围内存在,会 随土壤类型、有机质和矿物组成等的不同而动态变 化,并非一条固定的直线。因此,对于地表状况存 在差异的区域, PDI 和 NPDI 中的 m 值是动态变化 的。在本研究区中存在沙地、裸地和盐碱地等不同 土壤类型,将m值设定为固定值可能是引起误差的 原因<sup>[26]</sup>。NPDI在 PDI 的基础上进行了改进,加入了 对土壤水分含量变化敏感的短波红外波段,这可能 是 NPDI 综合表现要优于 PDI 的原因。SMMI 虽然避 免了土壤线造成的监测精度的不确定性,但把水分 对反射率的复杂影响简单抽象为光谱空间的点到原 点的距离,可能是导致拟合精度较低的原因。因此, 本研究选用 TVDI 与 0~10 cm 土壤实测水分建立的 线性经验模型反演研究区土壤水分含量,以探求土 壤水分含量在研究区的分布规律。

## 4.2 基于 *TVDI* 的 0~10 cm 土壤水分含量反演结果 与分析

基于上述经验模型,得到研究区 2015 年 8 月 28 日、2016 年 7 月 29 日与 2017 年 9 月 2 日的土壤 水分含量反演结果(图 4),采用随机森林分类法<sup>[27]</sup> 将研究区的土地分为裸地、沙地、盐碱地、植被和 滩涂五类,三年分类精度为 91.27%、92.74% 和 90.38%。分别统计三年各地类平均土壤水分含量,



图 3 TVDI、PDI、NPDI和 SMMI 与不同土层土壤实测水分含量之间的关系 Fig.3 Relationship between TVDI, PDI, NPDI, SMMI and measured soil moisture content at different depths

结果如表1所示。研究区天鹅湖附近与北部的铁路 两侧水分较高,由于天鹅湖附近以滩涂为主,并附 生植被,北部的铁路两侧建有防风带,对水分的保 持有一定作用。研究区南部的东西两侧分别为东居 延泽与西居延泽古湖区,以古湖岸堤相隔。由于东、 西居延泽古湖区表面覆盖数厘米厚的盐壳,而光学 遥感由于不具有穿透能力,所以居延泽古湖区内土 壤水分含量反演值表现略低。西居延泽古湖区内部 分区域存在稀疏分布的低矮植被,在反演结果的对 应区域出现点状分布的相对高值,与实际相符。根 据表 1,同一年份的土壤水分含量由低到高均为沙 地 < 盐碱地 < 裸地 < 植被 < 滩涂。滩涂与植被多分 布于天鹅湖附近,地势较低,且植被可以遮挡阳光 直射,减少水分蒸发,因此植被覆盖区域的土壤水 分含量较高;沙地、盐碱地与裸地三年间土壤水分 含量一直维持在较低水平,且变化幅度很小,推测 原因可能是上述地类大多平坦无遮挡,蒸发强烈, 且相较于植被与滩涂水分涵养能力差,无法有效保 持水分。裸地与沙地的土壤构成存在差异,裸地的 土壤持水性能要优于沙地<sup>[28]</sup>,所以裸地土壤水分含量 较沙地高。模型反演结果与研究区实际情况保持了 较高的一致性。



图 4 TVDI 模型土壤水分含量反演结果 Fig.4 Retrieved soil moisture content using TVDI model

#### 表 1 土壤体积含水量分类统计 Table 1 Statistics of soil moisture content

| 地类<br>Land<br>type | 2015年8月28日August 28, 2015 |  | 2016年7月29日July 29, 2016 |  | 2017年9月2日September 2, 2017 |  |
|--------------------|---------------------------|--|-------------------------|--|----------------------------|--|
|                    | 像元比例(%<br>Pixel ratio     | ) 平均土壤水分含量(%)<br>Average soil moisture content | 像元比例(%<br>Pixel ratio   | ) 平均土壤水分含量(%)<br>Average soil moisture content | 像元比例(%)<br>Pixel ratio     | ) 平均土壤水分含量(%)<br>Average soil moisture content |
| 裸地                 | 12.73                     | 4.65   | 12.33                   | 5.07   | 12.47                      | 5.57   |
| 沙地                 | 63.59                     | 2.13   | 68.59                   | 2.19   | 65.69                      | 2.88   |
| 盐碱地                | 18.36                     | 4.10   | 15.63                   | 4.37   | 12.53                      | 4.15   |
| 滩涂                 | 1.21                      | 31.76  | 0.52                    | 21.11  | 2.32                       | 47.70  |
| 植被                 | 1.42                      | 9.24   | 0.61                    | 15.75  | 2.72                       | 18.33  |
| 水体                 | 2.69                      | —  | 2.32                    | —  | 4.26                       |  |

## 5 结论

(1)在不同土层中,TVDI、PDI、NPDI与
SMMI均与土壤实测水分呈负相关,即TVDI、PDI、
NPDI与SMMI值越大,土壤水分含量越低,土壤越
干燥。

(2)在不同土层中,TVDI、PDI、NPDI与 SMMI均与0~10 cm土壤水分含量具有较好的拟合效果,随着土层深度的增加,拟合精度逐渐变劣。 TVDI的综合表现最优,尤其在0~10 cm土壤水分含量的拟合精度上表现突出,与实测土壤水分含量 值相关性显著,决定系数达到0.76,拟合精度最高。

(3)基于 TVDI 指数模型的反演结果表明,不同地类土壤水分含量存在差异,呈现出沙地、盐碱地、裸地、植被、滩涂依次升高的规律,可能与土壤持水性能、植被覆盖、地形和地势等因素有关。其中,沙地、盐碱地和裸地的土壤水分含量一直维持在较低水平,变化幅度不大。

#### 参考文献:

- [1] Cui Y, Long D, Hong Y, et al. Validation and reconstruction of FY-3B/MWRI soil moisture using an artificial neural network based on reconstructed MODIS optical products over the Tibetan Plateau[J]. Journal of Hydrology, 2016, 543: 242 – 254.
- Brocca L, Moramarco T, Melone F, et al. Assimilation of surface and Root-Zone ASCAT soil moisture products into rainfall-Runoff Modeling[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(7): 2542 – 2555.
- [3] Hassaballa A A, Althuwaynee O F, Pradhan B. Extraction of soil moisture from RADARSAT-1 and its role in the formation of the 6 December 2008 landslide at Bukit Antarabangsa, Kuala Lumpur[J]. Arabian Journal of Geosciences, 2014, 7(7): 2831 2840.
- [4] Dusseux P, Corpetti T, Hubert-moy L, et al. Combined use of multi-temporal optical and radar satellite images for grassland monitoring[J]. Remote Sensing, 2014, 6(7): 6163 – 6182.
- [5] Zhao W, Sánchez N, Lu H, et al. A spatial downscaling approach

for the SMAP passive surface soil moisture product using random forest regression[J]. Journal of Hydrology, 2018, 563: 1009-1024.

- [6] 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): 213 – 224.
- [7] Wan Z, Wang P, Li X. Using MODIS Land Surface Temperature and Normalized Difference Vegetation Index products for monitoring drought in the southern Great Plains, USA[J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(1): 61 – 72.
- [8] Jain S K, Keshri R, Goswami A, et al. Identification of droughtvulnerable areas using NOAA AVHRR data[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(10): 2653 – 2668.
- [9] Patel N R, Anapashsha R, Kumar S, et al. Assessing potential of MODIS derived temperature/vegetation condition index (TVDI) to infer soil moisture status[J]. International Journal of Remote Sensing, 2009, 30(1): 23 – 39.
- [10] Chen J, Wang C, Jiang H, et al. Estimating soil moisture using Temperature-Vegetation Dryness Index (TVDI) in the Huang-huaihai (HHH) plain[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(4): 1165 – 1177.
- [11] 曹 雷, 丁建丽, 牛增懿. 基于TVDI的艾比湖地区土壤水分含量 时空变化分析[J]. 水土保持研究, 2016, 23(3): 43-47.
- [12] 刘 婕, 王明霞, 毋兆鹏. 遥感模型支持下的精河流域绿洲0-10 cm土壤水分含量时空分布特征[J]. 水土保持研究, 2016, 23(3): 95-99.
- [13] 王 娟,张 优,张 杰,等. 基于TVDI的山地平原过渡带土壤 水分含量反演——以绵竹市为例[J]. 水土保持研究, 2018, 25(2):151-156.
- [14] 詹志明,秦其明,阿布都瓦斯提·吾拉木,等.基于NIR-Red光谱 特征空间的土壤水分含量监测新方法[J].中国科学.D辑:地球

科学, 2006, 36(11): 1020 - 1026.

- [15] 阿布都瓦斯提·吾拉木. 基于n维光谱特征空间的农田干旱遥感 监测[D]. 北京: 北京大学, 2006, 1 - 227.
- [16] 冯海霞,秦其明,李滨勇,等.基于SWIR-Red光谱特征空间的农田干旱监测新方法[J].光谱学与光谱分析, 2011, 31(11): 3069-3073.
- [17] 刘 英,吴立新,马保东.基于TM/ETM + 光谱特征空间的土壤 湿度遥感监测[J].中国矿业大学学报,2013,42(2):296-301.
- [18] 葛少青,张 剑,孙 文,等.三种干旱指数在干旱区沼泽湿地 土壤水分含量遥感反演中的应用[J]. 生态学报, 2018, 38(7):
   2299-2307.
- [19] 龚家栋, 程国栋, 张小由, 等. 黑河下游额济纳地区的环境演
   变[J]. 地球科学进展, 2002, 17(4): 491 496.
- [20] 耿建伟,赵 晖, 王兴繁,等. 历史时期额济纳盆地水系与绿洲 演变过程及其机制研究[J]. 第四纪研究, 2016, 36(5): 1204-1215.
- [21] 张甘霖, 龚子同. 土壤调查实验室分析方法[M]. 北京: 科学出版 社, 2012.
- [22] 张玉君. Landsat8简介[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(1): 176-177.
- [23] 季国华, 胡德勇, 王兴玲, 等. 基于Landsat 8数据和温度-植被指数的干旱监测[J]. 自然灾害学报, 2016, 25(2): 43 52.
- [24] 覃志豪, 李文娟, 徐 斌, 等. 陆地卫星TM6波段范围内地表比 辐射率的估计[J]. 国土资源遥感, 2004, 16(3): 28-32, 36, 41.
- [25] 王 玲, 刘咏梅, 常 伟, 等. 基于Landsat 8 OLI影像的延河流域 土壤线提取及其应用研究[J]. 水土保持通报, 2017, 37(1): 161-165.
- [26] 朱 琳,刘 健,张晔萍,等. FY-3A/MERSI数据在中国北方干 旱监测中的应用[J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 1004 - 1016.
- [27] Cutler A, Cutler D R, Stevens J R. Random Forests[J]. Machine Learning, 2004, 45(1): 157 176.
- [28] 崔浩浩,张 冰,冯 欣,等.不同土体构型土壤的持水性能[J]. 干旱地区农业研究,2016,34(4):1-5.

## Study on Soil Moisture Content Inversion in an Arid Area Based on Landsat-8 Imagery

YANG Li-ping<sup>1</sup>, HOU Cheng-lei<sup>2</sup>, ZHAO Mei-ling<sup>2</sup>, BAI Yu-xing<sup>2</sup>, SU Zhi-qiang<sup>2</sup>

(1. School of Geological Engineering and Geomatics, Chang'an University, Xi'an 710054, China;

2. School of Earth Science and Resources, Chang'an University, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** Accurate estimation of soil moisture content is of great significance for eco-environmental conservation and sustainable development in arid areas. In Juyanze, the southeast of Ejina banner, the western Inner Mongolia, 4 drought index models, including Temperature Vegetation Drought Index (*TVDI*), Perpendicular Drought Index (*PDI*), Normalized PDI (*NPDI*), and Soil Moisture Monitoring Index (*SMMI*), were established based on 3 Landsat-8 images and 150 *in-situ* soil moisture samples from different soil depths. Model accuracy and applicability were compared and verified, and the optimal model of *TVDI* was used to retrieve soil moisture content from 2015 to 2017. Five land use types, namely sandy land, saline-alkali land, bare land, vegetation and tidal flats were classified based on random forest classification and their differences in soil moisture content were analyzed. The results showed that all the 4 drought indices were negatively correlated with the measured soil moisture content. The highest fitting accuracy was observed between the 4 drought indices and the surface soil moisture. Meanwhile, the fitting accuracy decreased with the increase of soil depth. The accuracy of *TVDI* model was higher than that of the other models, particularly in the surface soil, with a  $R^2$  of 0.76. Discrepancies of the average soil moisture content were observed in different land use types, and generally the soil moisture content was the lowest in the sandy land, followed by saline-alkali land, bare land, and vegetation, the highest in the tidal flats.

Key words: Soil moisture content; Drought index; Landsat-8; Arid area

[责任编辑: 韩春兰]