

基于地形校正 TVDI 的地下水位埋深反演

蔡亮红^{1,2}, 丁建丽^{1,2}, 魏 阳^{1,2}

(1.新疆大学资源与环境科学学院,新疆 乌鲁木齐 830046;2.新疆大学绿洲生态教育部重点实验室,新疆 乌鲁木齐 830046)

摘 要:在干旱、半干旱地区,地下水是陆生植被生存的重要水源,而传统的地下水位监测方法费时费力,及时获取大尺度高精度的地下水位埋深显得十分重要。在温度植被干旱指数(TVDI)的基础上,分别提取三期 Landsat 8 遥感数据的归一化植被指数(NDVI)、修正土壤调节植被指数(MSAVI)、比值植被指数(RVI)、差值植被指数(DVI)和增强型植被指数(EVI)和地表温度(Ts),并引入 DEM 数据对 Ts 进行地形校正,减少地形起伏对能量二次分配的影响,并选择最佳 TVDI 反演地下水位埋深状况,结果表明:(1)在传统 TVDI 的基础上引入 DEM 进行地形校正,分析校正前后 TVDI 与地下水位埋深的决定系数, R^2 从 0.4381 提高到 0.5053,这说明地形校正能够有效地提高地下水位埋深的反演精度;(2)通过三期影像对比分析了五种不同的 TVDI 值分别与其对应栅格点的地表土壤湿度和地下水位埋深的决定系数,总体上都是 Ts-MSAVI 较好,最高 R^2 分别为 0.5547、0.5202;(3)在实测土壤含水量缺失的情况下,可以根据反映土壤湿度高低的因子(TVDI)间接地反演地下水埋深分布状况。

关键词:温度植被干旱指数(TVDI);地形校正;地下水位埋深;土壤湿度

中图分类号:S273.4 **文献标志码:**A

Estimation of groundwater level from TVDI after topographic correction

CAI Liang-hong^{1,2}, DING Jian-li^{1,2}, WEI Yang^{1,2}

(1. College of Resources & Environmental Science, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

2. Key Laboratory of Oasis Ecology, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China)

Abstract: In arid and semiarid areas, groundwater is the important water source for terrestrial vegetation survival, but traditional method of monitoring underground water is waste time and energy. Acquiring large-scale and high-precision groundwater level in real or near-real time is critical. Based on the temperature vegetation drought index(TVDI), three phase of Landsat 8 extract RVI (Ratio Vegetation Index), NDVI (Normalized Difference Vegetation Index), EVI (Enhanced Vegetation Index), MSAVI (Modified Soil Adjusted Vegetation Index), DVI (Difference Vegetation Index) and Ts (Land Surface Temperatures), the DEM data were used to correct the Ts data for the reduction of the topographic influences by topographic relief, and the best groundwater depth inversion model was selected. The results indicated that:(1) DEM was used to regulate Ts based on the traditional TVDI, the coefficient of determination between TVDI before and after topographic correction and groundwater depth was improved from 0.4381 to 0.5053, which showed that the terrain correction could effectively improve the inversion accuracy of groundwater depth;(2) Compared the coefficient of determination between five different TVDI and soil moisture and groundwater depth by three phase of the image, in the whole, Ts-MSAVI was best, and the highest R^2 was 0.5547 and 0.5202 respectively;(3) In case the soil moisture data were lacking, the groundwater depth distribution could be estimated by factors reflecting the relative soil water content.

Keywords: TVDI; topographic correction; groundwater depth; soil moisture content

收稿日期:2017-04-13

修回日期:2018-01-13

基金项目:新疆维吾尔自治区重点实验室专项基金(2016D03001,2014KL005);新疆维吾尔自治区科技支疆项目(201591101);国家自然科学基金(U1303381,41261090,41161063)

作者简介:蔡亮红(1991-),男,贵州遵义人,硕士生,研究方向为干旱区遥感应用。E-mail:1173716776@qq.com。

通讯作者:丁建丽,男,新疆乌鲁木齐人,博士,博士生导师,主要从事干旱区生态环境遥感研究。E-mail:2187736938@qq.com。

地下水是人类社会赖以生存和发展的重要水源,在干旱半干旱地区为主要生活用水及灌溉水源^[1-6]。探索廉价、便捷、准确的方法获取绿洲地下水位埋深分布是当前研究的热点问题。遥感技术在地下水中的应用研究已有半个世纪,但很长时间里一直应用在通过地质、地貌、植被找寻地下水领域^[7]。在干旱、半干旱地区,大气降水对土壤湿度的补给量少,其来源主要是由地下水供给,可以说地下水位埋深决定着土壤湿度状况,所以土壤湿度可以间接反映地下水位埋深^[8]。而通过地表温度 T_s 与植被指数 VI 之间的变化特征反演土壤湿度实现旱情遥感监测,在国内外得到了广泛研究^[9]。Sandholt^[10]利用 $T_s - VI$ 估测土壤表层水分状况。冉琼等^[11]、刘海隆^[12]和柯灵红等^[13]研究土壤湿度时用数字高程模型对地表温度进行了校正,结果表明,经过 DEM 校正获取的温度植被干旱指数能更好地反映土壤湿度,再用土壤湿度间接反映地下水位埋深。郭娇等^[14]利用该模型反演了黄河三角洲的土壤含水量和地下水位分布。罗浩等^[15]研究确定了反演地下水位的最佳土壤层深度,利用温度植被干旱指数反演土壤水分,利用表层土壤含水量和温度植被干旱指数(TVDI)与地下水位埋深的关系反演地下水位埋深分布。

为了更好地提高 TVDI 模型反演地下水位埋深的精度,本研究使用 Landsat 8 遥感数据,利用 DEM 数据对地表温度数据做地形校正后建立 TVDI 模型,比较不同的 TVDI 与实测土壤含水量的关系,选择最佳的土壤表层湿度反演模型,然后根据表层土壤湿度与地下水位埋深的经验方程反演地下水位埋深;比较不同的温度植被干旱指数 TVDI 与实测地下水位埋深的相关关系,选择最佳的地下水位埋深的反演模型。最后对用 TVDI 和表层土壤湿度反演的地下水位埋深分布进行比较,并根据实测点进行精度验证,从而得到研究区的地下水位埋深的时空分布状况。

1 研究方法

利用 TVDI 反演土壤地下水位埋深的原理,是基于水分蒸发和植被蒸腾对地表温度的降低作用。TVDI 的值取决于 $T_s - VI$ 的空间情况,地表蒸发与蒸腾作用对 TVDI 的影响源于对 $T_s - VI$ 空间的影响。Jackson 等^[16]和 Gamon 等^[17]在 VI 和 T_s 的散点图呈现三角形分布特征的研究基础上发现, T_s 和 VI 之间的关系主要是由于植被覆盖度和土壤湿度的变化关系由一组组土壤湿度等值线构成的,两者

之间的斜率与作物水分指数呈负相关,因此提出了温度植被干旱指数的概念。TVDI 由植被指数和地表温度计算得到,只依靠图像数据,其定义为公式(1)。

$$TVDI = \frac{T_s - T_{smin}}{T_{smax} - T_{smin}}$$

(1)

式中, T_{smin} 为相同 VI 值的最小地表温度,对应 $VI - T_s$ 特征空间的湿边, T_{smax} 为相同 VI 值的最大地表温度,对应 $VI - T_s$ 特征空间的干边(图 1)。当研究区的植被覆盖和土壤湿度变化范围较小时, VI 和 T_s 的散点图呈现梯形分布特征(图 1)。用最大(小)值的方法,提取 VI 相对应的最高(低)温度,这些像元组成不规则的曲线,通过曲线上的像元线性拟合得到的近似直线称为干(湿)边。即可获得特征空间中的干边和湿边方程(公式 2):

$$T_{smax} = a_1 + b_1 \times VI$$

$$T_{smin} = a_2 + b_2 \times VI$$

(2)

式中, a_1, b_1, a_2, b_2 分别是干边与湿边线性拟合方程的系数。TVDI 值越趋向 1,土壤干旱情况越严重;相反,TVDI 值越趋向于 0,土壤湿度越高。因此 TVDI 与土壤湿度的相关性,在两种极端的情况下可以反映干、湿情况(图 1)。

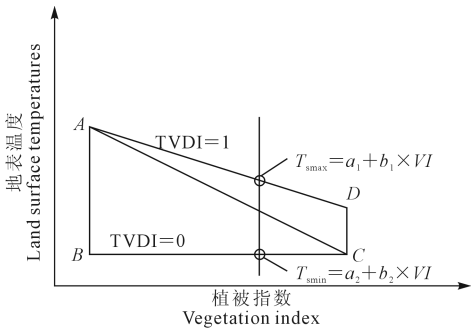


图 1 TVDI 原理示意图^[18]

Fig.1 TVDI principle diagram

2 研究区及数据处理

2.1 研究区及采样点位置

渭-库绿洲位于新疆南部塔里木盆地中北部,属阿克苏地区,辖新和、库车、沙雅 3 县,地理坐标 $41^{\circ}06' \sim 41^{\circ}38'N$ 、 $81^{\circ}26' \sim 83^{\circ}17'E$,地势北高南低,自西北向东南倾斜,海拔 1500~2000 m,是一个典型而完整的山前冲积扇平原。气温日较差大,年平均气温 $10.5 \sim 14.4^{\circ}C$,极端最高气温 $41.5^{\circ}C$,潜在蒸发量 2420.23 mm,多年平均降水量为 43.1 mm,蒸降比约 54:1,降水较少,年平均降水量 67.5 mm,属于干旱与极端干旱地区。土壤主要为潮土和草甸土。

天然植被以芦苇(*Phragmites australis*)、骆驼刺(*Alhagi sparsifolia*)、花花柴(*Karelinia caspica*)等为主。研究区示意图及采样点位置如图 2。由于采样环境条件及人力、时间所限,本文研究主要着重反映该地区土壤湿度及地下水位埋深的整体空间分布特征,野外采样点共 43 个(有些采样点既是常规采样点,又是 HOB0 水位计采样点),其中 2013 和 2014 年的 HOB0 水位计采样点为 15 个,2015 的 HOB0 水位计采样点 18 个。

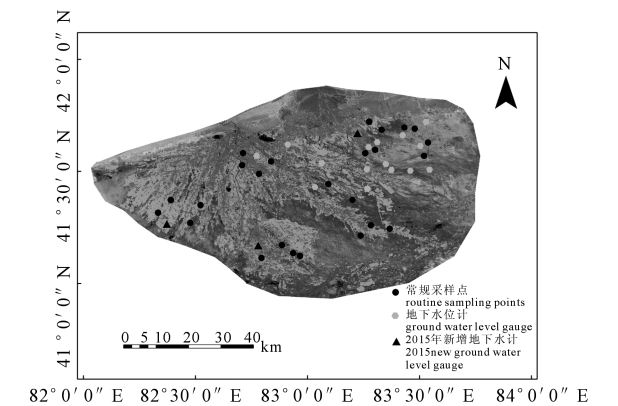


图 2 研究区示意图

Fig.2 Map of the studied area

2.2 数据源和预处理

2.2.1 数据源 本研究采用的数据是 Landsat8 遥感数据,获取时间分别为 2013 年 6 月 23 日、2014 年 9 月 14 日、2015 年 7 月 15 日,DEM 数据来源于中国科学院数据中心 30 m 分辨率的 ASTER GDEM 数据,共采集 114 个土壤样本,48 个 HOB0 水位计地下水位埋深数据,其中 2013 和 2014 年分别有 15 个 HOB0 水位计,2015 年有 18 个 HOB0 水位计测得的地下水位埋深数据。

2.2.2 数据处理 本研究采用地形校正的方法是目

前应用较为广泛的 C 校正模型,前期数据处理包括几何精校正和 COST 模型大气校正,几何精校正误差(RMS)小于 0.5,然后用矢量边界进行裁剪。利用 DEM 数据在 ENVI 中对坡度、坡向数据进行获取,同时为了消除大气散射和反射所造成的影响,本

研究利用 IDL 语言在二阶校正模型的基础上改进建立并经过二个阶段(二次校正)才能得到校正结果。野外土壤样品分别采集于 2013 年 7 月 10 日至 7 月 15 日,2014 年 7 月 10 日至 7 月 15 日,2015 年 7 月 10 日至 7 月 15 日,共采集表层土壤样本 114 个,采用烘干法测定土壤重量含水量。HOB0 水位计数据在实验室用相关软件读取。

2.2.3 植被指数获取 通过 Landsat 8 遥感影像,在 ENVI 软件中用波段运算,得到研究区的比值植被指数(ratio vegetation index, RVI),归一化植被指数(normalized difference vegetation Index, NDVI)、增强型植被指数(enhanced vegetation index, EVI)、改进的修正土壤调整植被指数(modified soil adjusted vegetation index, MSAVI)和差值植被指数(difference vegetation index, DVI)。计算公式如表 1 所示。

2.2.4 地下水位埋深反演模型构建及验证 以 2015 年为例,将全区 18 个 HOB0 水位计数据分为两组,10 个用于建模,其余 8 个用于验证,评议指标如下:验证精度采用模拟值和真实值的决定系数 R^2 和均方根误差(root mean squares error, RMSE)来评价。对比分析用土壤湿度和 TVDI 反演地下水位埋深的精度,如果决定系数越大、均方根误差越小,说明反演模型越好。

3 结果与分析

3.1 地表温度的地形校正

由于研究区地势北高南低,自西北向东南倾斜的特点决定了地形是影响研究区植被、土壤、气候等各方面地域分异的重要控制因素。

由图 3 可知,经过地形校正后的 2015 年 7 月 15 日的 $T_s - MSAVI$ 值与实测地下水位埋深拟合,决定系数高于地形校正前,并且均通过了 0.01 水平下的 F 检验, R^2 从 0.4381 提高到 0.5053。通过拟合图可得知,利用 DEM 校正后的 $T_s - MSAVI$ 反演地下水位埋深的效果比未用 DEM 校正的要好。

表 1 各种植被指数及计算公式

Table 1 All kinds of vegetation index and calculation formula

植被指数 Vegetation index	计算公式 Calculation formula	参考文献 Reference
归一化差值植被指数 NDVI	$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)$	[19]
修改型土壤调节植被指数 MSAVI	$MSAVI = (2NIR + 1 - ((2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R))^{0.5}) / 2$	[20]
比值植被指数 RVI	$RVI = R / NIR$	[21]
差值植被指数 DVI	$DVI = NIR - R$	[22]
增强型植被指数 EVI	$EVI = 2.5(NIR - R) / (NIR + 6R - 7.5B + 1)$	[23]

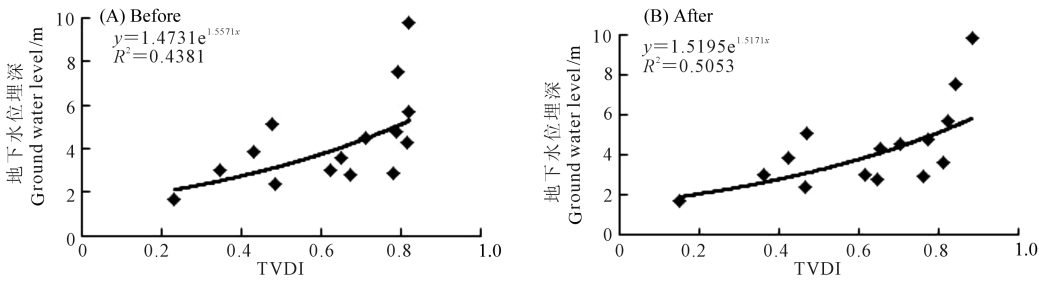


图 3 地形校正前后 TVDI 和实测值的拟合效果对比

Fig.3 Actual and simulated TVDI relationship before and after topographic correction

3.2 特征空间干、湿边的确定

根据公式 2 可知,本研究中 VI 为植被指数, a 、 b 、 c 、 d 分别是干边和湿边线性拟合方程的系数,提取干、湿边的方法如下:VI 值从 0 到 1,以 $0.01+n\times 0.02$ ($n=1,2,\cdots,49$) (间隔取 0.01),取 0.02 宽度的区间中 TS 的最大值和最小值,分别与其对应的 VI 值组成点对,最后采用最小二乘法线性拟合的方式

将点拟合,形成干边和湿边。此过程采用 IDL(interactive data language) 语言编写,可以自动提取干、湿边。这种干、湿边提取方法将特征空间上下边缘的点对都加入到拟合过程中,可以在一定程度上克服噪声点的影响,能更好地接近真实的干、湿边。干、湿边拟合结果表 2 所示,表中各拟合方程均通过 $\alpha=0.05$ 置信水平下的 F 检验。

表 2 研究区三期影像 Ts - VI 特征空间干、湿边拟合方程

Table 2 Fit equation of dry and wet lines for Ts - VI characteristic space of three phase of remote sensing image

年份 Year	特征空间 Feature space	干边方程 Dry side equation	R^2	湿边方程 Wet side equation	R^2
2013	Ts - DVI	$Y = -30.7297x + 325.998$	0.89	$Y = 53.2638x + 264.310$	0.90
	Ts - EVI	$Y = -19.2204x + 327.273$	0.90	$Y = 28.8931x + 264.224$	0.78
	Ts - MSAVI	$Y = -18.4230x + 324.954$	0.91	$Y = 39.0517x + 264.707$	0.92
	Ts - NDVI	$Y = -15.0516x + 325.835$	0.88	$Y = 31.0237x + 264.898$	0.88
	Ts - RVI	$Y = -13.1926x + 313.785$	0.88	$Y = 21.4984x + 287.581$	0.62
2014	Ts - DVI	$Y = -26.7352x + 312.55$	0.92	$Y = 45.3576x + 273.755$	0.88
	Ts - EVI	$Y = -14.9273x + 313.028$	0.89	$Y = 30.8797x + 270.093$	0.91
	Ts - MSAVI	$Y = -18.3282x + 312.373$	0.92	$Y = 28.3539x + 275.773$	0.84
	Ts - NDVI	$Y = -15.3185x + 312.842$	0.87	$Y = 24.4638x + 274.408$	0.81
	Ts - RVI	$Y = -12.2097x + 301.154$	0.80	$Y = 25.0691x + 295.886$	0.86
2015	Ts - DVI	$Y = -28.4273x + 331.733$	0.96	$Y = 10.7326x + 298.309$	0.63
	Ts - EVI	$Y = -11.8120x + 329.458$	0.78	$Y = 3.30448x + 299.571$	0.75
	Ts - MSAVI	$Y = -23.3236x + 323.059$	0.96	$Y = 4.16383x + 299.35$	0.73
	Ts - NDVI	$Y = -19.5752x + 332.145$	0.92	$Y = 2.96067x + 299.535$	0.70
	Ts - RVI	$Y = -18.7361x + 326.147$	0.84	$Y = 6.98308x + 298.737$	0.62

3.3 地下水位埋深反演

研究区内降水极少,大气降水对土壤水分的补给量少,土壤湿度主要取决于地下水位埋深^[24]。而温度植被干旱指数(TVDI)在估算土壤湿度方面已经比较成熟^[9],因此,可以使用 TVDI 来间接反演地下水位埋深。

3.3.1 TVDI 与土壤湿度的关系 温度植被干旱指数(TVDI)反映了土壤的干湿状态,根据研究区 38 个表层(0~10cm)采样点的土壤相对含水量与地形

校正后的不同温度植被指数模型对应的栅格点的 TVDI 值建立回归模型(表 3),通过查 F 分布表可知,在 $\alpha=0.01$ 显著性水平下, $F(1,36)=7.31$,表 3 中的所有线性回归模型的 F 值均大于 7.31,因此拟合模型是高度显著的。结果表明,不同的 Ts - NDVI、Ts - EVI、Ts - RVI、Ts - MSAVI、Ts - DVI 与土壤相对含水量均呈现不同程度的负相关,即温度植被指数越高,土壤表层的湿度越低。

表 3 地形校正后 TVDI 与实测含水量的关系

Table 3 TVDI and soil moisture relationship after topographic correction

年份 Year	TVDI	拟合模型 Fitting model	决定系数 R^2	$F_{\alpha=0.01}$
2013	Ts - MSAVI	$y = -0.2007x + 0.281$	0.5474	43.54854
	Ts - EVI	$y = -0.2138x + 0.2858$	0.5014	36.19675
	Ts - NDVI	$y = -0.189x + 0.2702$	0.4948	35.26439
	Ts - RVI	$y = -0.2017x + 0.2549$	0.4404	28.33449
	Ts - DVI	$y = -0.1817x + 0.2676$	0.397	23.70163
2014	Ts - MSAVI	$y = -0.1969x + 0.2935$	0.5527	44.48187
	Ts - EVI	$y = -0.2199x + 0.2959$	0.5623	46.25581
	Ts - NDVI	$y = -0.1913x + 0.2912$	0.4819	33.48655
	Ts - RVI	$y = -0.2328x + 0.2694$	0.4173	25.78091
	Ts - DVI	$y = -0.1834x + 0.2778$	0.4421	28.53287
2015	Ts - MSAVI	$y = -0.2526x + 0.3134$	0.5547	44.83983
	Ts - EVI	$y = -0.2275x + 0.3103$	0.5444	43.01909
	Ts - NDVI	$y = -0.2349x + 0.3095$	0.5356	41.51902
	Ts - RVI	$y = -0.1995x + 0.3018$	0.4659	31.40919
	Ts - DVI	$y = -0.2192x + 0.2987$	0.4886	34.40098

由表 3 可知,总体上来看 Ts - NDVI、Ts - EVI、Ts - RVI、Ts - MSAVI、Ts - DVI 均能反映土壤表层的土壤湿度状况,可用于土壤表层湿度的反演,通过对比不同时期各温度植被干旱指数监测土壤湿度比较发现,2013 年不同 TVDI 与土壤湿度的相关性排序为:Ts - MSAVI>Ts - EVI >Ts - NDVI >Ts - RVI>Ts - DVI;2014 年不同 TVDI 与土壤湿度的相关性排序为:Ts - EVI>Ts - MSAVI>Ts - NDVI>Ts - DVI>Ts - RVI;2015 年不同 TVDI 与土壤湿度的相关性排序为:Ts - MSAVI>Ts - EVI>Ts - NDVI>Ts - DVI>Ts - RVI。总体建模结果来看,Ts - MSAVI 与土壤湿度的相关性最高,最能反映土壤湿度状况。通过三个不同时期的不同 TVDI 与土壤湿度的关系可知,经过地形校正后的 Ts - MSAVI 能更加有效地反映研究区夏季的土壤湿度状况。

3.3.2 土壤湿度反演地下水位埋深 研究区位于干旱、半干旱地区,研究区内降水极少,大气降水对土壤水分的补给量少,土壤湿度主要取决于地下水位埋深。由表 3 可知,总体上来看,在三期不同 TVDI 中,地形校正后的 Ts - MSAVI 与土壤湿度的相关性最高。利用线性回归的方法将决定系数最高的 Ts - MSAVI 用于建立反演土壤表层湿度的模型。由图 4 可知,研究区表层土壤湿度与地下水位埋深之间的相关性 R^2 为 0.6522,并通过 0.01 水平下的 F 检验,所以可以用来反演地下水位埋深。以 2015 年为例,选择研究区内 10 个 HOBO 水位计的数据与 Ts - MSAVI 反演的土壤湿度建立线性回归方程,用来反演研究区夏季地下水位埋深状况,结果如图 5 所示。

3.3.3 TVDI 反演地下水位埋深 温度植被干旱指数(TVDI)反映了土壤的干湿状态,是土壤的干旱程度的指示指标。利用研究区内 15 个 HOBO 水位计的地下水位埋深数据与三期不同的 TVDI 建立回归分析,查 F 分布表,在 $\alpha=0.05$ 显著性水平下, $F(1, 13)=4.67$,以下多数线性回归模型的 F 值(见表 4)大于 4.67,拟合模型是显著的,部分拟合模型不显著。大部分拟合结果表明,不同的 Ts - NDVI、Ts - EVI、Ts - RVI、Ts - MSAVI、Ts - DVI 与地下水位埋深

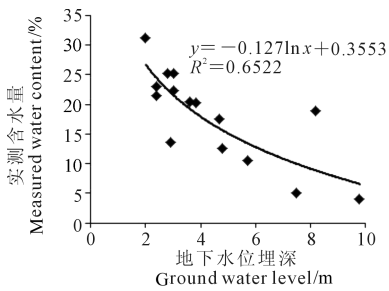


图 4 土壤湿度与地下水位埋深的关系

Fig. 4 Correlation between soil moisture and groundwater depth

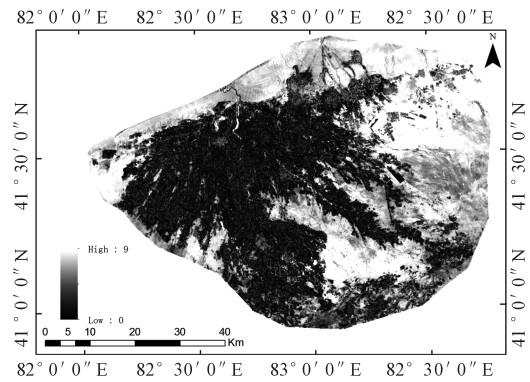


图 5 土壤湿度反演得到的地下水位埋深

Fig. 5 Groundwater depth inversion with soil moisture

均呈现不同程度的正相关,即温度植被指数越高,地下水位埋深越深。

由表 4 可知,通过对 5 种不同的 TVDI 值与其对应栅格点的地下水位埋深的相关性的比较,2013 年不同 TVDI 与地下水位埋深的相关性排序为:Ts - MSAVI>Ts - EVI>Ts - DVI>Ts - RVI>Ts - NDVI; 2014 年不同 TVDI 与地下水位埋深的相关性排序为:Ts - EVI>Ts - MSAVI>Ts - NDVI>Ts - DVI>Ts - RVI;2015 年不同 TVDI 与地下水位埋深的相关性排序为:Ts - MSAVI>Ts - NDVI>Ts - EVI>Ts - DVI>Ts - RVI,但在这 5 种 TVDI 中,总体上来看 Ts -

MSAVI、Ts - EVI 与地下水位埋深的相关性最高,并且拟合模型通过 0.05 显著性水平下的 F 检验。从总体建模结果来看,Ts - MSAVI、Ts - EVI 构成的特征空间都能更好地反映研究区夏季的地下水位埋深状况,同时相关研究^[25-26]表明,Ts - MSAVI 对高植被覆盖区域的变化比其它 4 类植被指数的 TVDI 更为敏感,同时考虑了裸土土壤线,MSAVI 比其它植被指数对于低植被覆盖有更好的指示作用。此外,增强型植被指数 EVI 则较好地解决 NDVI 的红光饱和、土壤和大气噪声的影响。

表 4 地形校正后 TVDI 与地下水位埋深的关系

Table 4 TVDI and groundwater depth relationship after topographic correction

年份 Year	TVDI	拟合模型 Fitting model	决定系数 R^2	$F_{\alpha=0.05}$
2013	Ts - MSAVI	$y = 1.4341e^{1.6322x}$	0.5202	5.01404
	Ts - EVI	$y = 1.5961e^{1.489x}$	0.3621	4.90345
	Ts - NDVI	$y = 2.0204e^{1.1054x}$	0.241	3.41481
	Ts - RVI	$y = 2.1434e^{1.2604x}$	0.2649	4.30417
	Ts - DVI	$y = 1.8414e^{1.28x}$	0.318	3.66445
2014	Ts - MSAVI	$y = 1.4195e^{1.4668x}$	0.4416	6.79492
	Ts - EVI	$y = 1.4319e^{1.6245x}$	0.4951	8.14254
	Ts - NDVI	$y = 1.4513e^{1.4557x}$	0.4275	6.45951
	Ts - RVI	$y = 2.1639e^{1.1774x}$	0.232	4.0396
	Ts - DVI	$y = 1.6868e^{1.3241x}$	0.3135	4.25343
2015	Ts - MSAVI	$y = 1.4393e^{1.6139x}$	0.4901	8.50189
	Ts - EVI	$y = 1.4972e^{1.4883x}$	0.4736	8.08895
	Ts - NDVI	$y = 1.4209e^{1.5924x}$	0.4824	8.22787
	Ts - RVI	$y = 1.5089e^{1.3353x}$	0.4154	6.1664
	Ts - DVI	$y = 1.4403e^{1.6108x}$	0.4719	7.88869

以 2015 年为例,选择研究区内 10 个 HOBO 水位计的数据与 Ts - MSAVI 建立线性回归方程,用来反演研究区夏季地下水位埋深状况,结果如图 6。

3.4 反演结果验证

在得到研究区地下水位埋深分布图后,选取 2015 年 7 月其余 8 个点的地下水位埋深数据对反演结果进行验证,验证结果如图 7 所示。

如图 7 可知,对比用土壤湿度与用 TVDI 反演得到的地下水位埋深分布,二者的水位变化的趋势大体一致。通过土壤表层湿度反演的结果更加接近实测值, $R^2=0.4708$,RMSE=1.1582,而由 TVDI 反演得到的地下水位埋深的精度略低, $R^2=0.4311$,RMSE=1.2165,这与 Ts - VI 特征空间中干湿边的拟合精度有关。在研究区外围的反演结果比较精确,但在研究区内部的反演精度相对降低,这是由于该地区主要为农田和居民区,受人类活动的影响较大,部分实测点则位于居民点附近(如验证点中的 3、6 号点),故反演结果与实测值相差较大。总体上来说,反演结果还是比较可靠,这表明在没有实测

土壤湿度的情况下可以用 TVDI 直接与地下水位埋深拟合估计地下水位埋深分布。这对于连续、动态、廉价地获取地下水位埋藏状态具有一定的意义。

4 讨 论

目前利用 Ts - NDVI 特征空间进行旱情监测已取得一定的进展,但对于覆盖较好的天然植被和农作物,使用 NDVI 造成的红光饱和问题比较严重,背景的土壤噪声也在一定程度上损害了 NDVI 的空间一致性^[27],而土壤调节植被指数 MSAVI 相对 NDVI 在描述植被覆盖度和土壤背景上有更大的优势^[25],伍漫春等^[26]研究也表明 Ts - MSAVI 能够更好地反映区域土壤水分状况,是一种更有效的土壤水分监测方法。本研究与上述结论一致。冉琼等^[8],刘立文等^[24]在传统的 TVDI 模型的基础上,利用 DEM 对地表温度进行校正,发现校正后的 TVDI 能更好地反映土壤湿度分布的实际情况。本研究采用 C 校正模型对研究区的地表温度进行 DEM 校正,校正后

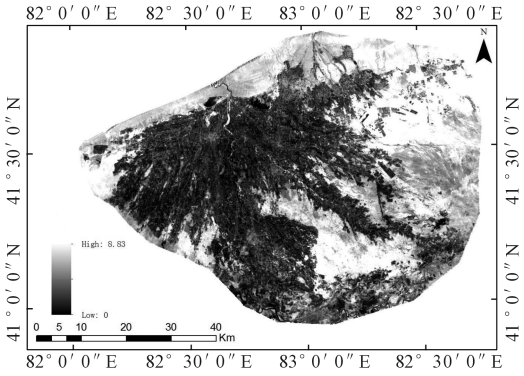


图 6 TVDI 反演得的到地下水位埋深

Fig.6 Groundwater depth inversion with TVDI

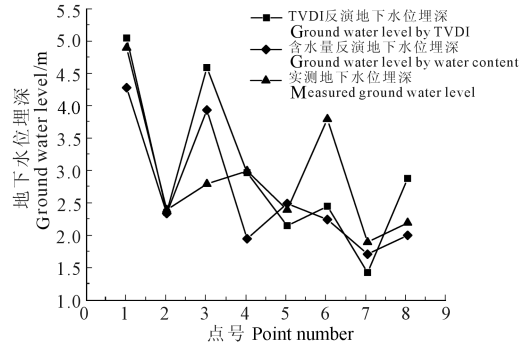


图 7 实测地下水埋深与遥感反演结果比较

Fig. 7 Comparison between measured groundwater depth and remote sensing retrieval results

的 $Ts - MSAVI$ 与地下水位埋深的 R^2 从 0.4381 提高到 0.5053。为了减小大气及土壤背景的影响,本文构建了 5 种不同植被指数与地表温度的特征空间,分析选出 TVDI 与实测土壤湿度的相关性最好的 $Ts - MSAVI$ 来反演土壤湿度状况,再根据土壤湿度状况来反演地下水位埋深状况;选择 TVDI 与实测地下水位埋深的相关性最好的 $Ts - MSAVI$ 建立线性回归模型来直接反演地下水位埋深状况,结果表明在没有实测土壤湿度数据的情况下,可以用上述模型有效反演研究区夏季的地下水位埋深。这与罗浩等^[12]的结论一致。

利用地表干湿状态评估地下水位埋深是一种可以探讨的方法,但是土壤干湿状态与地下水位埋深的关系受到不同地区的蒸发能力和包气带岩性影响较大,会对真实地下水位埋深产生误差。更为有效和准确地获取地下水位埋深的方法是今后值得探讨的问题。

5 结 论

本研究在传统 TVDI 的基础上引入 DEM 数据对地表温度进行地形校正,并从本文构建的 5 种 $Ts - VI$ 中优选出能更好反映地下水位埋深的 TVDI,并

进行反演和进一步分析,结论如下:

(1)在地下水位埋深的遥感反演中加入了 DEM 地形校正,可以有效地减少地形起伏对地表温度和植被覆盖度的影响。通过对 2015 年 7 月研究区地形校正前后的 $Ts - MSAVI$ 指数与实测值的相关性可知, R^2 从校正前的 0.4381 提高到校正后的0.5053,这能够有效地提高地下水位埋深的反演精度。

(2)总体上来看地形校正后的 $Ts - NDVI$ 、 $Ts - EVI$ 、 $Ts - RVI$ 、 $Ts - MSAVI$ 、 $Ts - DVI$ 均能反映研究区夏季地表土壤湿度和地下水位埋深状况。通过三期影像对比分析了 5 种不同的 TVDI 值分别与其对应栅格点的地表土壤湿度和地下水位埋深的相关性,总体上都是 $Ts - MSAVI$ 的相关性较好,最高 R^2 分别为 0.5547、0.5202。

(3)在实测土壤含水量缺失的情况下,可以根据反映土壤湿度高低的因子(TVDI)间接地反演地下水位埋深分布状况。

参 考 文 献:

[1] 李计生,胡兴林,黄维东,等. 河西走廊疏勒河流域出山径流变化规律及趋势预测[J]. 冰川冻土, 2015, 37(3):803-810.

[2] 李卫红,郝兴明,覃新闻,等. 干旱区内陆河流域荒漠河岸林群落生态过程与水文机制研究[J]. 中国沙漠,2008,28(6):1113-1117.

[3] 徐海量,叶茂,李吉玫. 塔里木河下游输水后地下水动态变化及天然植被的生态响应[J]. 自然科学进展,2007,17(4):460-470 .

[4] Li J R. Advance of hydrographic remote sensing with time[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2016,47(3):436-442.

[5] 塔西甫拉提·特依拜,阿布都瓦斯提·吾拉木.绿洲-荒漠交错带地下水位分布的遥感模型研究[J]. 遥感学报,2002,6(4):299-306.

[6] 宋春桥,游松财,刘高焕,等. 基于 TVDI 的藏北地区土壤湿度空间格局[J]. 地理科学进展,2011,30(5):570-576.

[7] 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.

[8] Carlson T N. Remote estimation of soil moisture availability and fractional vegetation cover for agricultural fields [J]. Agricultural and Forest Meteorology,1990,52(1/2):45-69.

[9] 白志远,邢立新,潘军,等. 土壤湿度信息遥感研究[J]. 测绘与空间地理信息,2011,34(3):50-55.

[10] 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.

[11] 冉琼,张增祥,张国平,等. 温度植被干旱指数反演全国土壤湿度的 DEM 订正[J]. 中国水土保持科学,2005,3(2):32-36.

[12] 刘海隆,王玲,包安明. 基于遥感的天山山区地表温度与下垫面的关系研究[J]. 石河子大学学报:自然科学版,2011,29(2):224-229.

实时、动态、精准监测。

参 考 文 献:

[1] 姚远, 丁建丽, 雷磊, 等. 干湿季节下基于遥感和电磁感应技术的塔里木盆地北缘绿洲土壤盐分的空间变异性[J]. 生态学报, 2013, 33(17): 5308 – 5319.

[2] 徐驰, 曾文治, 黄介生, 等. 基于高光谱与协同克里金的土壤耕作层含水率反演[J]. 农业工程学报, 2014, 30(13): 94 – 103.

[3] 游先祥. 遥感原理及其在资源环境中的应用[M]. 北京: 中国林业出版社, 2003: 63 – 67.

[4] 郑小坡, 孙越君, 秦其明, 等. 基于可见光–短波红外波段反射率的裸土土壤含水量反演建模[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(8): 2113 – 2118.

[5] 王秀君, 陈健. 基于 LST_EVI 特征空间的土壤水分含量反演[J]. 遥感技术与应用, 2014, 29(1): 46 – 53.

[6] Pan M, Sahoo A K, Wood E F. Improving soil moisture retrievals from a physically – based radiative transfer model[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 130 – 140.

[7] Younis S M Z, Iqbal J. Estimation of soil moisture using multispectral and FTIR techniques[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science, 2015, 18(2): 151 – 161.

[8] Hossain M B, Lamb D W, Lockwood P V, et al. EM38 for volumetric soil water content estimation in the root – zone of deep vertosol soils[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(1): 100 – 109.

[9] Misra R K, Padhi J. Assessing field – scale soil water distribution with electromagnetic induction method[J]. Journal of Hydrology, 2014, 516: 200 – 209.

[10] Huang J, Scudiero E, Choo H, et al. Mapping soil moisture across an irrigated field using electromagnetic conductivity imaging[J]. Agricultural Water Management, 2016, 163: 285 – 294.

[11] 蒋志云, 李小雁, 张志华, 等. 基于 EM38 电导率仪土壤水分探测研究[J]. 干旱区研究, 2015, 32(1): 48 – 55.

[12] 彭杰, 迟春明, 向红英, 等. 基于连续统去除法的土壤盐分含量反演研究[J]. 土壤学报, 2014, 51(3): 459 – 469.

[13] 云安萍, 鞠正山, 胡克林, 等. 基于距离反比法的土壤盐分三维空间插值研究[J]. 农业机械学报, 2015, 12(2): 21 – 30.

[14] 孙永猛, 丁建丽, 瞿娟, 等. 应用电磁感应和遥感的新疆绿洲区域尺度盐渍土识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20): 180 – 187.

[15] 赖宁, 李新国, 梁东. 开都河流域下游绿洲盐渍化土壤高光谱特征[J]. 干旱区资源与环境, 2015, (2): 151 – 156.

[16] 姜海玲, 杨杭, 陈小平等. 利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(4): 975 – 981.

[17] 李萍, 赵庚星, 高明秀, 等. 黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演[J]. 土壤学报, 2015, 52(6): 1262 – 1272.

[18] 顾燕, 张鹰, 李欢. 基于实测光谱的潮滩土壤含水量遥感反演模型研究[J]. 湿地科学, 2013, 11(2): 167 – 172.

[19] Rossel R A V, McGlynn R N, McBratney A B. Determining the composition of mineral – organic mixes using UV – vis – NIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. Geoderma, 2006, 137(1): 70 – 82.

[20] 李向婷, 白洁, 李光录, 等. 新疆荒漠稀疏植被覆盖度信息遥感提取方法比较[J]. 干旱区地理, 2013, 36(3): 502 – 511.

[13] 柯灵红, 王正兴, 宋春桥, 等. 青藏高原东北部 MODIS 地表温度重建及其与气温对比分析[J]. 高原气象, 2011, 30(2): 277 – 287.

[14] 郭娇, 石建省, 叶浩, 等. 黄河三角洲地下水位分布的遥感模型研究[J]. 水文地质工程地质, 2009, 36(2): 19 – 24.

[15] 罗浩, 王红, 施长惠. 黄河三角洲地区地下水埋深遥感反演[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(3): 145 – 152.

[16] Jackson, R D, Slater P N, Pinter P J. Discrimination of growth and water stress in wheat by various vegetation indices through clear and turbid atmospheres[J]. Remote Sens. Environ, 1983, 13(3): 187 – 208.

[17] Gamon J A, Peñuelas J, Field C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency[J]. Remote Sens Environ, 1992, 41(1): 35 – 44.

[18] 王福民, 黄敬峰, 唐延林, 等. 采用不同光谱波段宽度的归一化植被指数估算水稻叶面积指数[J]. 应用生态学报, 2007, 18(1): 244 – 245.

[19] 杨曦, 武建军, 闫峰, 等. 基于地表温度–植被指数特征空间的区域土壤干湿状况[J]. 生态学报, 2009, 29(3): 1205 – 1216.

[20] 徐涵秋, 张铁军. ASTER 与 LANDSAT ETM+植被指数的交互比较[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(7): 1902 – 1907.

[21] Han Y, Wang Y Q, Zhao Y S. Estimating soil moisture conditions of the Greater Changbei Mountains by land surface temperature and NDVI[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(6): 2509 – 2515.

[22] Liu Z, Shi X, Warner E, et al. Relationship between oriental migratory locust plague and soil moisture extracted from MODIS data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2008, 10(1): 84 – 91.

[23] Kimura R. Estimation of moisture availability over the Liudaogou river basin of the Loess Plateau using new indices with surface temperature[J]. Journal of Arid Environments, 2007, 70(2): 237 – 252.

[24] 刘立文, 张吴平, 段永红, 等. TVDI 模型的农业旱情时空变化遥感应用[J]. 生态学报, 2014, 34(13): 3704 – 3711.

[25] Qi J, Chehbouni A, Huete A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. Remote Sensing of Environment, 1994, 48(2): 119 – 126.

[26] 伍漫春, 丁建丽, 王高峰. 基于地表温度–植被指数特征空间的区域土壤水分反演[J]. 中国沙漠, 2012, 32(1): 148 – 154.

[27] Huete A, Didan K, Shimabokuro Y, et al. Regional Amazon basin and global analyses of MODIS vegetation indices: Early results and comparisons with AVHRR[C]//IEEE. International Geoscience & Remote Sensing symposium, 2000, 16(2): 536 – 538.

(上接第 250 页)