doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.024

基于 SVM 的绿洲荒漠交错带土壤水分与地下水埋深反演

张钧泳[1,2]　丁建丽[1,2]　谭　娇[2,3]

(1.新疆大学资源与环境科学学院,乌鲁木齐 830046;
2.新疆大学智慧城市与环境建模自治区普通高校重点实验室,乌鲁木齐 830046;
3.新疆财经大学计算机科学与工程学院,乌鲁木齐 830032)

摘要:为深入研究浅层地下水、植被和土壤的相互作用,以新疆渭干河-库车河绿洲为研究区,通过 Sentinel-1A 数据和 Landsat 数据以及土壤含水率、地下水埋深数据,结合植被以及土壤条件,通过支持向量机模型(Support vector machine,SVM)定量反演研究区土壤水分以及地下水埋深信息。结果表明:0~10 cm 的土壤含水率与地下水埋深之间的相关性最高。通过地形校正 C 模型(Topographic correction model),得到温度植被干旱指数(Temperature vegetation drought index,TVDI)精度有所提高。建立不同参数的 SVM 模型反演地下水埋深可行,对于单因子建模,$TVDI_{MSAVI}$构建的模型精度最高,建模集 $R^2=0.74$,均方根误差(Root mean square error,RMSE)为 4.66%,验证集 $R^2=0.70$,RMSE 为 4.65%。相比只考虑单因子(后向散射系数(σ^0_{soil})或 TVDI),σ^0_{soil}和 $TVDI_{MSAVI}$组合共同作用于模型精度最好,建模集 $R^2=0.86$,RMSE 为 4.16%,验证集 $R^2=0.92$,RMSE 为 2.73%。利用最优模型参数结果反演土壤水分区域和地下水埋深区域,其结果精度较好。地下水埋深反演结果平均相对误差为 8.23%,优于研究区以往研究 18.06% 的结果。

关键词:地下水埋深;土壤含水率;Sentinel-1A;支持向量机;T_s-VI 特征空间

中图分类号:TP79　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2019)03-0221-10

Inversion of Soil Moisture and Shallow Groundwater Depth Based on SVM in Arid Oasis-Desert Ecotone

ZHANG Junyong[1,2]　DING Jianli[1,2]　TAN Jiao[2,3]

(1. *College of Resource and Environment Sciences*, *Xinjiang University*, *Urumqi* 830046, *China*
2. *Key Laboratory of Wisdom City and Environmental Modeling*, *Xinjiang University*, *Urumqi* 830046, *China*
3. *School of Computer Science and Engineering*, *Xinjiang University of Finance and Economics*, *Urumqi* 830032, *China*)

Abstract: In order to further study the interaction between shallow groundwater, vegetation and soil of arid and semi-arid regions, the database of the Sentinel-1A, Landsat images, soil moisture and the groundwater depth were utilized to quantitatively analyze the information of soil moisture and groundwater depth in the study area by the model of support vector machine (SVM) regression algorithm. Furthermore, the comparison of optical remote sensing and microwave remote sensing collaborative inversion in soil moisture and groundwater depth was also analyzed. By the survey of soil moisture and groundwater depth in the study area, the results indicated that the highest accuracy in SVM model was the correlation between soil water content in 0 ~ 10 cm and groundwater depth. The accuracy of temperature vegetation drought index (TVDI) was improved, through the C calibration model. It was feasible to invert the groundwater depth by SVM model with different parameters. For single factor modeling, the model constructed by $TVDI_{MSAVI}$ had the highest accuracy and the R^2 of modeling set was 0.74, the value of RMSE was 4.66%, and the R^2 of verification set was 0.70, the value of RMSE was 4.65%, compared with only single factor (σ^0_{soil} or TVDI), σ^0_{soil} and $TVDI_{MSAVI}$ combination work with the

收稿日期:2018-09-04　修回日期:2018-10-10

基金项目:国家自然科学基金项目(U1303381、41261090)、新疆维吾尔自治区重点实验室专项基金项目(2016D03001)、新疆维吾尔自治区科技支疆项目(201591101)、新疆大学博士生科技创新项目(XJUBSCX-2016015)和教育部促进与美大地区科研合作与高层次人才培养项目

作者简介:张钧泳(1988—),男,博士生,主要从事干旱区资源环境及遥感应用研究,E-mail:Junyong_Zh@163.com

通信作者:丁建丽(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事干旱区资源环境及遥感应用研究,E-mail:watarid@xju.edu.cn

highest model accuracy, R^2 was 0.86, and RMSE was 4.16%, the R^2 of verification set was 0.92, and RMSE was 2.73%. The results of the optimal model parameters were used to retrieve the soil moisture and groundwater with good accurate. The average relative error of groundwater was 8.23%, which was better than the previous results of the study area of 18.06%.

Key words: groundwater depth; soil moisture content; Sentinel-1A; support vector machine; T_s-VI feature space

0 引言

地下水分布范围广泛,其可持续利用性强,在水资源中占有重要地位。浅层地下水作为地下水组分之一,是干旱植被生长环境的限制变量,地下水资源循环周期长,一旦赋存环境遭到破坏,再生能力减弱。随着人类社会发展,长期不合理、无规则开采使地下水水位持续下降,地下水系统遭受破坏[1]。大多数干旱内陆河流域面临严峻的大型灌溉农业用水[2-3],地下水是水源补给的主要方式,故干旱区绿洲生态环境的调控作用显得尤为重要[4]。合理的浅层地下水位能满足干旱区绿洲植被的正常生长需求,这使得浅层地下水、植被与土壤之间的相互作用和植被群落分布特征与浅层地下水的相互响应研究尤为重要[5]。遥感技术具有宏观动态快速监测的特点,避免了传统检测方法中时间长和精力消耗多的缺点,在监测地下水位应用中可以快速获得地下水位,实现大面积监测[6]。随着卫星遥感技术不断进步,定量反演地表特征参数,结合相关实测数据,建立地下水相关模型,可快速获得地下水相关信息[7-11]。

目前,遥感手段在大尺度区域反演地下水埋深研究中已经成为主流趋势,但同时地下水遥感反演也是一个技术难题,地下水遥感监测主要是通过地下水与地表水[12]、地表温度[13]、土壤水分[14]和植被[15]等相关性进行研究。目前,对地下水进行遥感探测有以下 4 种类型:①热红外遥感监测法,早期该方法利用热红外波段判断地下水的存在,现今姜红等[12]分析了新疆开都河流域周围的绿洲,监测和分析该区域 17 年间的地下水位变化;付俊娥等[13]利用以 MODIS 遥感影像计算植被指数(NDVI)以及地表温度(LST)数据,通过 SVM 定量估算了河西走廊疏勒河流域的地下水位;尹涛等[14]通过 1 d 中不同时间段 DNVI、LST 进行数学变换,反演了在植被生长期的地下水埋深情况。②环境因素遥感信息法,根据与地下水相关的环境因子与地下水间的关系,来监测和反演区域地下水状况。田凯等[15]利用 MODIS 数据并计算 NDVI 以及条件植被覆盖率(VCR),与野外实测的地下水埋深相结合,发现黄河中上游地区的植被生长所适合的地下水埋深。③遥感信息定量反演分析法,该方法案例较多,如毛德发等[16]在北京市大兴区消耗水用量以及本着地下水可持续利用的条件下,利用 MODIS 数据以及气象降水径流等数据,得出该区域综合节水的有效方法。④微波遥感监测分析法,RODELL 等[17]利用 GRACE 卫星数据,对密西西比河主要的子流域地下水储量变化进行了估算。KOMAROV 等[18]在水文因素、土壤介电常数和土壤对雷达波段的反射特性分析的基础上,建立土壤水分和地下水之间的实验方程。尹楠等[19]在不同极化模式下,研究了后向散射系数对垄行方向变化的敏感性及去除垄和地表粗糙度对土壤含水率反演的影响。综上所述,利用微波遥感、土壤水分、植被指数和热红外等基于遥感信息定量监测地下水位已经取得了较大的进展,其次,干旱植被指数在土壤水分和地下水的监测中有着至关重要的作用[20-21]。

本文以新疆渭干河-库车河绿洲(以下简称:渭-库绿洲)为研究区,选择 Sentinel-1A 影像和 Landsat-OLI 影像为数据源,通过微波和光学遥感数据以及土壤含水率、地下水埋深数据,结合植被以及土壤条件,利用支持向量机算法进行定量反演研究区土壤含水率以及地下水埋深,为监测绿洲的地下水埋深提供技术支持。

1 研究区概况和数据资料

1.1 研究区概况

渭-库绿洲位于亚欧大陆腹地。本文所界定的野外实地调查采样区间为 81°26′~83°17′E,41°06′~41°56′N。从地貌条件看,北部地区海拔最高,其次为内部平原区,南部沙漠地区海拔最低,是一个典型的冲积扇平原。气候干燥少雨,气温呈北低南高的特点。绿洲内部的光照和热量资源十分充足,土壤类型丰富,主要农业经济作物为小麦、玉米、棉花、石榴和无花果等。植被类型多为盐生植被,呈片状分布,多分布于绿洲外部、绿洲东北部荒漠带及绿洲荒漠交错带[22]。土壤水分反演区域为渭-库绿洲全区,如图 1a 所示,地下水埋深反演区域为库车绿洲的东北角,如图 1b 所示。

1.2 实测数据

2015 年 3 月 21 日—4 月 30 日对研究区开展了

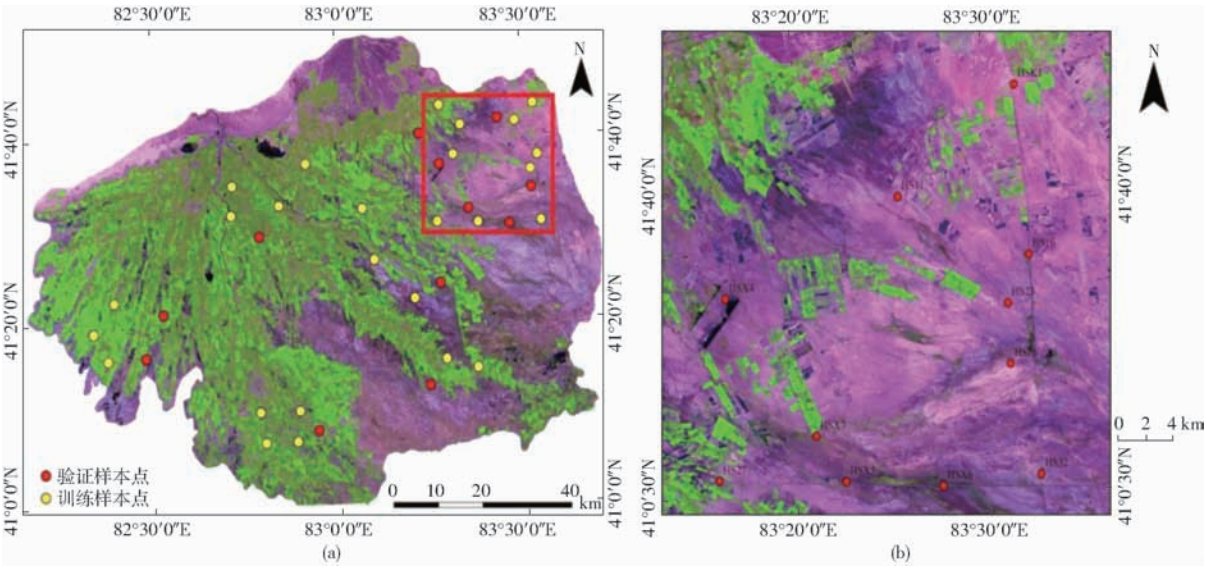


图 1　研究区位置图

Fig. 1　Location of study area

一次野外调查，调查的内容主要是了解春灌之前稀疏植被情况以及采集土壤样本，获取土壤含水率、温度、质地、容重、介电常数以及地下水埋深数据。根据实验室多年数据的累积，选择了 38 个具有代表性的采样点，均匀分布在绿洲、绿洲荒漠交错带以及荒漠带区域。其采用五点法进行土壤样本的采集，使用 W. E. T 型传感器、Hydra 型土壤测试仪测量土壤含水率、温度以及介电常数等数据，土壤电导率（EC）和总溶解固体（TDS）含量由 inolab cond 7310 型台式电导率测试仪（德国 WTW 公司）测定，pH 值由 pH7310 型台式酸度计（德国 WTW 公司）进行测定，土壤容重使用环刀法进行测定。使用美国 Onset 公司生产的 HOBO 型自动记录水位计（以下简称水位计）记录地下水埋深数据，该仪器可根据实验的要求设定水位计的记录周期，水位计产生的误差最大为 1 cm，降低了实验误差。

1.3　遥感数据

Sentinel－1A 是合成孔径雷达（Synthetic aperture radar，SAR）的一种，其主要的特点是空间分辨率高，工作状态不受云雨天气影响和波动，重访周期短，可全天时、全天候监测，具有单双极化方式，较强的干涉能力等优点[23]，在全球范围内可用于森林监测、农业监测、地震监测、陆地冰雪提取、洪水监测以及土壤水分、土壤湿度监测等[24－29]。本文 Sentinel－1A 数据来源于欧空局的哨兵科学数据中心（Sentinels Scientific Data Hub），影像成像时间为 2015 年 4 月 21 日，为地距影像（Ground range detected，GRD）Level 1 级产品，极化方式为 VV，工作方式为干涉宽幅模式（Interferometric wide，IW），分辨率为 5 m×20 m，与太阳同步轨道，载波波段为 C 波段，工作频率为 5.044 GHz，轨道高度为 693 m，重访周期为 12 d，入射角为 20°～40°，幅宽 240 km。

使用遥感数据为对地观测卫星 Landsat OLI 的影像，获取时间为 2015 年 4 月 26 日，空间分辨率为 30 m，数据来源于 http：//glovis. usgs. gov/。

1.4　遥感影像预处理

利用欧空局（ESA）提供的 Sentinel－1 Toolbox（S1TBX）软件对微波图像进行预处理：①辐射校正。利用 S1TBX 软件提供的辐射校正工具完成辐射校正，得到影像后向散射系数。②噪声处理。首先对图像进行热噪声移除；其次，为了降低影像中的斑点噪声，采用 Refined Lee 滤波进行处理，滤波器窗口设置为 7 像素×7 像素。③几何校正。先将处理好的雷达图像转换成后向散射系数，然后进行几何校正。将处理之后的 Sentinel－1A SAR 数据输出为 ENVI 数据格式，并将其重采样到与 Landsat 8 数据具有相同的空间分辨率。

Landsat OLI 需要进行辐射校正、大气校正、几何校正以及图像裁剪等预处理操作，具体操作参照文献[30]。

2　研究方法

首先，Landsat OLI 遥感影像使用 ENVI 软件中的波段运算，得到研究区的归一化植被指数（NDVI）、修改型土壤调节植被指数（MSAVI）、差值植被指数（DVI）、增强型植被指数（EVI）以及地表温度（LST）数据，构建不同植被指数的 T_s-VI 特征空间；在此过程中采用地形校正 C 模型（Topographic correction model）对 LST 进行地形校正，消除地形因子对温度的影响；其次利用 Landsat 8 数据计算改进

型归一化植被水分指数(NDMI),并结合 Sentinel-1A SAR 数据作用于 Water-Cloud 模型,得出研究区土壤的后向散射系数 σ^0_{soil};再次,将 σ^0_{soil} 和不同的温度植被干旱指数构建基于 SVM 的土壤水分反演模型,并进行土壤水分的反演;最后,为了得出研究区的地下水埋深情况,需分析不同深度的土壤含水率与地下水埋深之间的关系,得出地下水埋深数据。

2.1 不同温度-植被指数构建

SANDHOLT 等[31]发现不同植被指数与温度指数均呈不规则简化三角形分布,在此基础上提出了温度植被干旱指数的概念。T_s-VI 由植被指数和地表温度计算得到,其定义为

$$TVDI = \frac{T_s - T_{smin}}{T_{smax} - T_{smin}} \tag{1}$$

其中,对最大、最小地表温度散点进行线性拟合,得到 TVDI 特征空间的干湿边方程

$$T_{smax} = a_1 + b_1 VI \tag{2}$$

$$T_{smin} = a_2 + b_2 VI \tag{3}$$

式中 $TVDI$——温度植被指数

T_s——地表任意像元的地表温度

VI——植被指数

T_{smin}——相同植被指数值对应的最小地表温度

T_{smax}——相同植被指数值对应的最大地表温度

a_1、b_1——干边线性拟合方程的系数

a_2、b_2——湿边线性拟合方程的系数

其中,T_{smin} 对应 T_s-VI 特征空间的湿边;T_{smax} 对应 T_s-VI 特征空间的干边。T_s-VI 的阈值在 0~1 之间,当 TVDI 值逐渐向 1 靠近时,土壤干旱情况越来越严重;反之,当 TVDI 值越靠近 0 时,土壤湿度越高。因此 T_s-VI 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。

为消除大气散射的影响以及地表相邻点反射光折射的影响,利用 ENVI 图像处理软件通过数字高程(DEM)数据提取坡度、坡向数据。其操作步骤参照文献[32],进而对 LST 数据进行地形校正。

2.2 土壤后向散射系数计算

为了得到比较准确的土壤表面后向散射系数,对有植被影响的后向散射系数进行处理,以消除植被所引入噪声带来的负面影响,从而获取区域表层土壤真实后向散射系数。根据研究区当时实际情况,选择适合本区域的 Water-Cloud 算法

$$\sigma^0_{can}(\theta) = \sigma^0_{veg}(\theta) + \gamma^2(\theta)\sigma^0_{soil}(\theta) \tag{4}$$

其中

$$\sigma^0_{veg}(\theta) = Am_{veg}\cos\theta(1-\gamma^2(\theta)) \tag{5}$$

$$\gamma^2(\theta) = \exp(-2B m_{veg}\sec\theta) \tag{6}$$

式中 $\sigma^0_{can}(\theta)$——植被覆盖地表下总的雷达后向散射系数

$\sigma^0_{veg}(\theta)$——植被层后向散射系数

$\sigma^0_{soil}(\theta)$——直接地表后向散射系数

$\gamma^2(\theta)$——农作物层的双层衰减因子

m_{veg}——植被含水量,kg/m^3

θ——雷达波入射角

其中,A 和 B 分别为依赖于植被类型的参数,可以通过多次迭代衰减或最小二乘法获得。

估算土壤水分时应规避植被覆盖影响,则需要应用 Water-Cloud 模型消除植被层在土壤水分后向散射中的干扰。研究学者对于 A、B 参数的合理取值及地域性分析进行了研究,本文采用周鹏等[33]所标定的符合渭-库绿洲的最优解,即参数 $A=0.0019$,$B=0.137$。

在利用 Water-Cloud 模型进行有植被区的土壤水分定量估算时,其中一个至关重要的输入参数为植被含水量(VWC)。研究区植被多为棉花及低矮的植被,为了获取研究区的植被含水量,利用改进型归一化植被水分指数 NDMI[34],并根据经验方程[35],则 VWC 计算式为

$$VWC = 2.15NDMI + 0.32 \tag{7}$$

其中

$$NDMI = (\rho_{NIR} - \rho_{MIR})/(\rho_{NIR} + \rho_{MIR}) \tag{8}$$

式中 ρ_{NIR}——遥感影像近红外波段反射率

ρ_{MIR}——遥感影像中红外波段反射率

将式(7)代入式(5)与式(6),运用 Water-Cloud 模型消除植被覆盖影响从而得到裸土后向散射系数,表示为

$$\sigma^0_{veg}(\theta) = 0.0019 m_{veg}\cos\theta(1-r^2(\theta)) \tag{9}$$

$$\gamma^2(\theta) = \exp(-2\times 0.137 m_{veg}\sec\theta) \tag{10}$$

$$\sigma^0_{soil}(\theta) = \frac{\sigma^0_{can}(\theta) - \sigma^0_{veg}(\theta)}{\gamma^2(\theta)} \tag{11}$$

通过式(5)和式(11)可以计算出研究区有无规避植被影响的土壤后向散射系数,结果如图 2 所示。

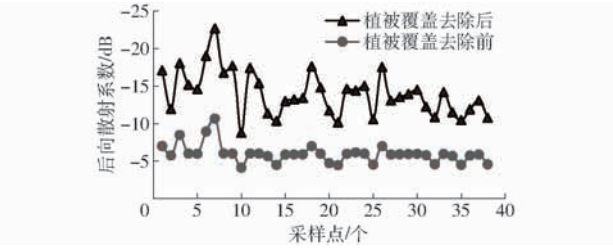


图 2 植被效应与去除植被效应后向散射系数比较

Fig. 2 Comparison of backscatter coefficients before and after removal of surface vegetation cover in April

2.3 SVM 算法构建

已有研究证明,与其他核函数相比,径向基核函数(RBF)在土壤含水率预测模型中效果更优[36]。本文选择 RBF 核函数建立土壤含水率预测模型,其

功能选择为回归功能。目前研究发现微波遥感数据对土壤水分变化的敏感度也非常强，而且微波数据具有实时观测能力，但仅考虑后向散射系数和土壤介电特性等因素的微波遥感反演土壤水分是远远不够的[37]，因其未考虑地表上的植被覆被等因素。因此，本文选择国内外水盐遥感研究最常用的多光谱数据（Landsat OLI）和合成孔径雷达数据（Sentinel－1A），选择支持向量机（Support vector machine，SVM）算法，此方法在土壤水分监测方面反演精度较高[38]。将干旱指数、土壤含水率、后向散射系数进行耦合，区域地下水埋深与影响因子之间的相互关系可以看作复杂的非线性函数问题。支持向量机非线性基本思想是：选择适合的核函数，通过空间变换（将输入向量 z 映射到一个高维的特征空间上），实现其线性可分性，使得到的结果风险小。根据泛函数的相关理论，只要核函数 $K(\boldsymbol{x}_i,\boldsymbol{y}_i)$ 满足 Mercer 条件，它就对应于某一变换空间中的内积，公式为

$$Q(\alpha)=\sum_{i=1}^{n}\alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}\alpha_i\alpha_j\boldsymbol{y}_i\boldsymbol{y}_jK(\boldsymbol{x}_i\cdot\boldsymbol{y}_i)\qquad(11)$$

而对应的最优分类函数形式可写为

$$f(x)=\mathrm{sgn}\left(\sum_{i=1}^{n}\alpha_i^*\boldsymbol{y}_iK(\boldsymbol{x}_i\cdot\boldsymbol{y}_i)+b^*\right)\qquad(12)$$

式中　n——训练样本个数

α_i、α_j、α_i^*——拉格朗日乘子

$\boldsymbol{x}_i$、$\boldsymbol{y}_i$、$\boldsymbol{y}_j$——训练样本向量

b^*——偏置项系数

2.4　支持向量机回归算法操作流程

基于 Matlab 平台，以土壤含水率预测为因变量，使用支持向量机回归算法进行模型的构建，其基本思想步骤如下：①建模集样本和验证集样本的划分，本文选择 26 个样点用于模型的训练，12 个样本用于模型的验证。②SVM 回归模型的创建，利用 svmtrain 函数进行样本训练，在训练时考虑数据的实际情况对数据进行归一化处理。选择高斯径向基核函数（RBF），并通过交叉验证网格搜索法（Grid－search），利用训练样本反复地调整惩罚因子 c 和参数 g，获得最佳的参数组合。③利用 svmpredict 函数实现回归模型的预测。④精度评价通过 svmpredict 函数进行预测时产生的均方根误差 RMSE 和决定系数 R^2 等评价标准，即可对建立的 SVM 回归模型的预测能力进行综合评价。

3　结果与分析

3.1　地下水埋深和土壤含水率的相关性分析

野外实际考察发现，农业生产中，当地于 1 月初进行冬灌和 4 月底进行春灌，以改善土地的水分条件。2015 年 1—4 月期间，没有灌溉用水、降雨量极少（图 3），且绿洲蒸发量极大，此时土壤中的水分来自地下水埋深的补给。

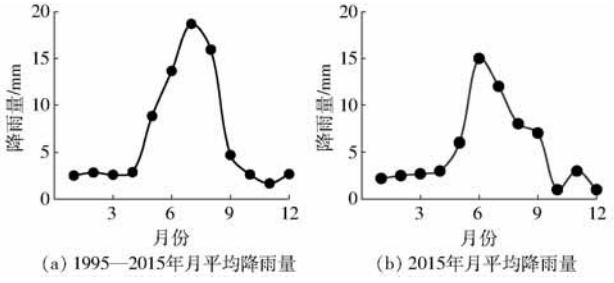


图 3　月平均降雨量

Fig. 3　Monthly average precipitation

通过分析不同深度的土壤含水率与地下水埋深之间的相互关系来探求两者之间的线性关系，通过相关性分析得出（表 1），0～10 cm 的土壤含水率与地下水埋深的决定系数达到了 0.792 2，拟合效果相对较好，其次是 40～60 cm 的土壤含水率，其决定系数为 0.722 3，10～20 cm 和 20～40 cm 的土壤含水率与地下水埋深的决定系数分别为 0.311 8 和 0.103 1，拟合效果相对较差。地下水埋深和不同深度的土壤含水率的拟合效果由高到低依次为 0～10 cm、40～60 cm、10～20 cm、20～40 cm。

表 1　地下水埋深与不同深度的土壤含水率的回归分析

Tab. 1　Regression analysis of groundwater depth and soil moisture content at different depths

土层深度/cm	回归点数 N	线性回归方程	R^2	P
0～10	38	$y=-0.112\ln x+0.254\ 1$	0.792 2	0.01 **
10～20	38	$y=-0.05\ln x+0.213\ 7$	0.311 8	0.05 *
20～40	38	$y=-0.009\ 4x+0.191\ 3$	0.103 1	
40～60	38	$y=-0.1\ln x+0.250\ 9$	0.722 3	0.01 **

注：** 表示在 0.01 水平上极显著，* 表示在 0.05 水平上显著。

结果表明，0～10 cm 的土壤含水率与地下水埋深的拟合效果最优，土壤表层的土壤含水率与地下水埋深之间的相互关系最为密切，利用土壤表层的含水率来反演地下水埋深是可行的。

3.2　土壤水分反演模型精度比较

采用 σ^0_{soil}、TVDI 参数构建 SVM 回归模型（表 2），输入不同的参数进行样本的训练和验证，得到不同参数条件下的土壤含水率预测值，以及与真实值的决定系数（R^2）和均方根误差（RMSE），从不同的结果中选择最优的结果（表 3）。

从图 4a～4d 可看出，当只考虑 TVDI 作为 SVM 模型参数时，$\mathrm{TVDI_{MSAVI}}$、$\mathrm{TVDI_{NDVI}}$、$\mathrm{TVDI_{EVI}}$、$\mathrm{TVDI_{DVI}}$ 均可以反映土壤表层的土壤湿度状况，可用于土壤表层的水分反演。建模集 R^2 分别为 0.74、0.66、

表 2 不同参数的 SVM 模型预测方案

Tab. 2 SVM model prediction scheme with different parameters

SVM 模型	参数
模型①	$TVDI_{MSAVI}$、$TVDI_{NDVI}$、$TVDI_{EVI}$、$TVDI_{DVI}$
模型②	σ^0_{soil}
模型③	σ^0_{soil}和 $TVDI_{MSAVI}$、σ^0_{soil}和 $TVDI_{NDVI}$、σ^0_{soil}和 $TVDI_{EVI}$、σ^0_{soil}和 $TVDI_{DVI}$

表 3 SVM 回归模型的最佳参数组合

Tab. 3 SVM regression model of the best combination of parameters

SVM 模型输入参数	c	g	RMSE/%
$TVDI_{MSAVI}$	2.000	2.828	1.2
$TVDI_{NDVI}$	22.627	1.000	2.8
$TVDI_{EVI}$	1.000	4.000	1.9
$TVDI_{DVI}$	5.565	2.000	3.2
σ^0_{soil}	22.627	0.031	0.9
σ^0_{soil}和 $TVDI_{MSAVI}$	16.000	0.022	0.8
σ^0_{soil}和 $TVDI_{NDVI}$	128.000	0.008	1.3
σ^0_{soil}和 $TVDI_{EVI}$	45.255	0.015	0.9
σ^0_{soil}和 $TVDI_{DVI}$	2.000	0.004	2.4

0.71 和 0.55,RMSE 分别为 4.66%、4.96%、4.71%和 4.83%,$TVDI_{MSAVI}$在 SVM 建模的结果 R^2为 0.74,RMSE 为 4.66%,验证集中的 R^2分别是 0.70、0.69、0.74 和 0.59;RMSE 分别为 4.65%、4.91%、4.83%和 4.56%。验证结果与建模结果基本相同,在 4 种不同植被指数构建特征空间得到的干旱指数中,$TVDI_{MSAVI}$精度最优,其次为 $TVDI_{EVI}$,最差的为 $TVDI_{DVI}$。建模集和验证集不同植被指数的 TVDI 预测出来的土壤含水率相关性由大到小排序为:$TVDI_{MSAVI}$、$TVDI_{EVI}$、$TVDI_{NDVI}$、$TVDI_{DVI}$。

当只考虑 σ^0_{soil}为模型参数时,由图 4e 可知,建模集 R^2 为 0.64,RMSE 为 4.61%,验证集 R^2 为

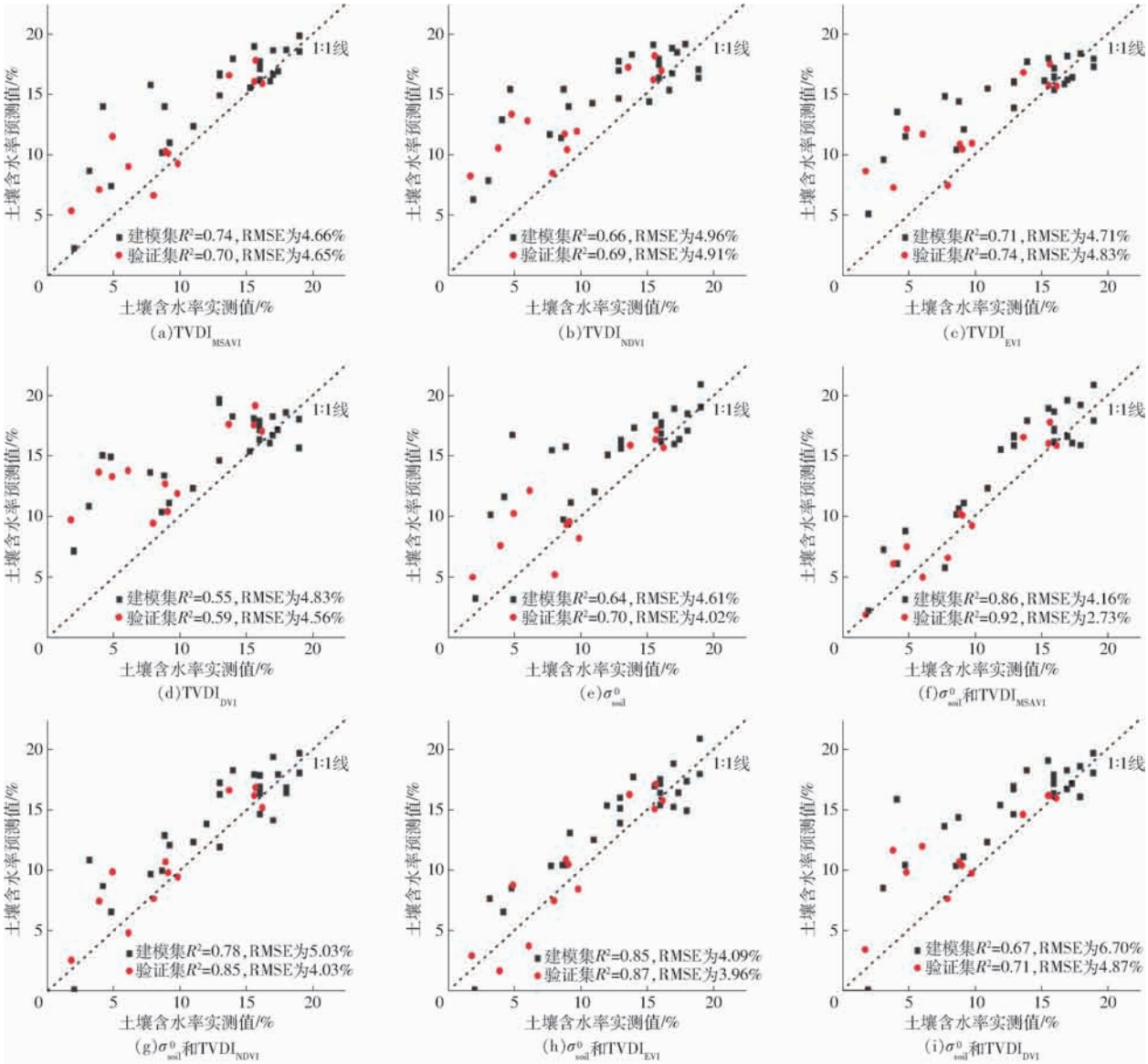


图 4 基于不同参数的 SVM 建模精度和验证精度

Fig. 4 SVM modeling accuracies and verification accuracies with different parameters

0.70，RMSE 为 4.02%，其结果与 TVDI 反演验证集结果相比，其精度与 $TVDI_{EVI}$ 和 $TVDI_{NDVI}$ 结果基本相同，王娇等[39]使用的 AIEM 模型结果为 0.74，与这一结果相比较好。

从图 4f～4i 得出，利用 σ^0_{soil} 和 TVDI 共同作为 SVM 模型的参数进行土壤水分反演，建模集 R^2 分别为 0.86、0.78、0.85 和 0.67；RMSE 分别为 4.16%、5.03%、4.09% 和 6.70%，其预测出来的土壤含水率相关性由大到小排序为：σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$、σ^0_{soil} 和 $TVDI_{EVI}$、σ^0_{soil} 和 $TVDI_{NDVI}$、σ^0_{soil} 和 $TVDI_{DVI}$。基于 σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$ 在 SVM 建模的结果 R^2 为 0.86，RMSE 为 4.16%，其精度最优。与单考虑 TVDI 或 σ^0_{soil} 参数相比，基于 σ^0_{soil} 和 TVDI 共同作为参数建立的模型精度有明显的提高，与单考虑 TVDI 相比，建模集的 R^2 分别提高了 0.12、0.12、0.14 和 0.12；σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$、σ^0_{soil} 和 $TVDI_{NDVI}$ 的 RMSE 分别降低了 0.50%、0.74%。与只考虑 σ^0_{soil} 的建模结果相比，其结果分别提高了 0.22、0.14、0.21 和 0.03，但 RMSE 却不尽相同。其 $TVDI_{MSAVI}$ 和 $TVDI_{EVI}$ 与 σ^0_{soil} 的建模结果的 RMSE 优于单考虑 σ^0_{soil} 的建模结果。在验证集中，R^2 分别为 0.92、0.85、0.87 和 0.71；RMSE 分别为 2.73%、4.03%、3.96% 和 4.87%，其预测出来的土壤含水率相关性由大到小排序为：σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$、σ^0_{soil} 和 $TVDI_{EVI}$、σ^0_{soil} 和 $TVDI_{NDVI}$、σ^0_{soil} 和 $TVDI_{DVI}$。基于 σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$ 在 SVM 验证的结果 R^2 为 0.92，RMSE 为 2.73%，精度最优。与单考虑 TVDI 或 σ^0_{soil} 参数相比，基于 σ^0_{soil} 和 TVDI 组合作为参数建立的模型精度有明显的提高，与单一 TVDI 相比，验证集的 R^2 分别提高了 0.22、0.16、0.15、0.13；RMSE 分别降低了 2.05%、0.96%、0.95%，而 σ^0_{soil} 和 $TVDI_{DVI}$ 的 RMSE 却升高了 0.21%。与只考虑 σ^0_{soil} 的验证结果相比，其结果分别提高了 0.22、0.15、0.17 和 0.01，但均方根误差却不尽相同。其 $TVDI_{MSAVI}$ 和 $TVDI_{EVI}$ 与 σ^0_{soil} 的验证结果的 RMSE 要优于单考虑 σ^0_{soil} 的验证结果。

3.3　土壤水分空间分布特征

通过利用 TVDI 和 σ^0_{soil} 参数共同建立 SVM 回归模型，对渭-库绿洲的土壤水分进行遥感反演，并通过 ArcGIS 软件的普通克里金插值方法进行绘图，从插值图中可以看到整个绿洲的土壤水分空间分布特征。由图 5 可以看出，土壤含水率比较高的区域在绿洲内部，其值范围为 16%～18%，处于农业灌溉区域中心区域；其次，是绿洲的西部，相对于中部灌溉区来说偏低，其值范围在 12%～15%；最后，绿洲的东北部土壤含水率最低，基本上都在 9% 以下，尤其是东北角区域，其土壤含水率在 7% 以下。

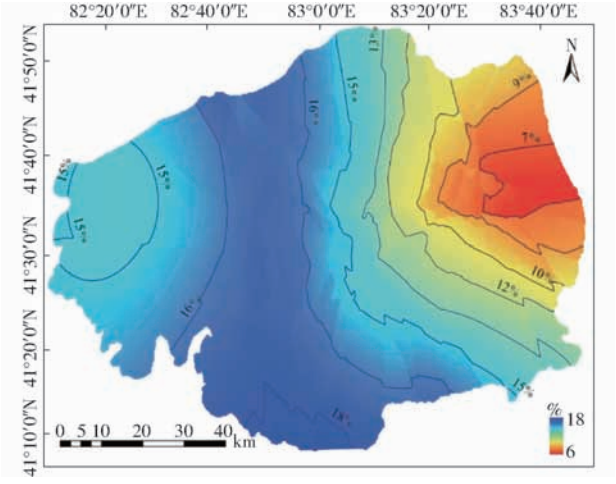


图 5　基于 TVDI 和 σ^0_{soil} 参数反演的土壤含水率空间分布

Fig. 5　Spatial distribution of soil moisture content based on TVDI and σ^0_{soil} parameter inversion

3.4　地下水埋深反演

综上所述，基于 σ^0_{soil} 和 TVDI 参数的共同影响下，SVM 回归模型更能反映土壤含水率的信息。由上述结论可知 σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$ 参数模型精度最优，故使用基于 σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$ 参数建模的土壤含水率信息，根据土壤表层含水率（0～10 cm）与地下水埋深之间的相关性进行反演，得到典型样区（图 1b）的地下水埋深信息，利用普通克里金插值方法对预测的地下水埋深进行插值，得到样区的地下水埋深空间分布图（图 6）。模型预测值的地下水埋深平均在 3.7 m，地下水埋深整体呈东高西低的形态，这与研究区野外实际情况比较吻合。样区的西部靠近灌区的地带，土壤含水率相对较高，反演出来的地下水埋深较低。样区的东部靠近荒漠地带，土壤含水率比较低，反演出来的地下水埋深较高。其出现一个高

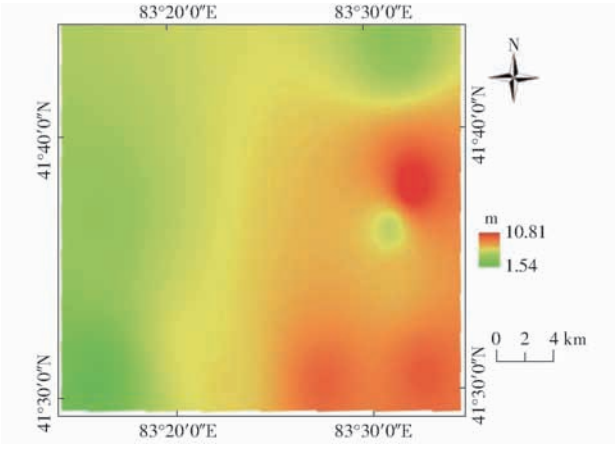


图 6　土壤含水率反演的地下水埋深

Fig. 6　Retrieved result of groundwater depth by soil moisture content

值区和低值区混合的地方,此区域为荒漠交错带处,有部分荒漠植被,说明植被与地下水有一定的相关性且影响其地下水埋深度。

3.5 反演结果验证

在得到研究区地下水埋深分布图后,选取 HOBO 水位计的数据与反演结果进行验证,对水位计实测数据和反演结果进行比较,如图 7 所示。SVM 模型反演的地下水埋深与实测值的平均误差为 8.23%,优于李相等[40]得出的 18.06% 的结果。

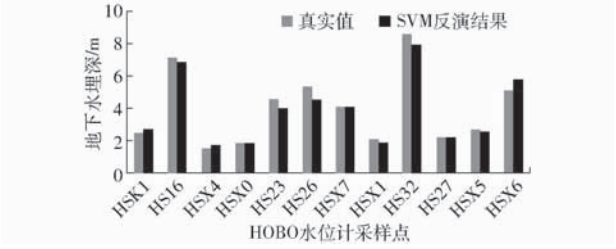


图 7 预测值与实测值结果比较

Fig. 7 Comparison of predicted and measured results

4 结论

(1)通过对不同深度土层的土壤含水率与地下水埋深进行相关性分析,得出与地下水埋深相关性最优的为 0 ~ 10 cm 的土壤含水率,40 ~ 60 cm 土层的土壤含水率次之,10 ~ 20 cm 和 20 ~ 40 cm 的土层相关性较低。

(2)通过建立 4 种植被指数的 TVDI 干旱指数和后向散射系数 σ^0_{soil} 参数作用于 SVM 回归算法,建立有效的土壤水分反演模型。当只考虑 TVDI 干旱指数为参数时,其中 $TVDI_{MSAVI}$ 精度最好,R^2 为 0.74。当只考虑 σ^0_{soil} 为模型的参数时,建模结果 R^2 为 0.64,验证结果 R^2 为 0.70。利用 σ^0_{soil} 和 TVDI 干旱指数共同作为 SVM 模型的参数进行土壤水分反演,σ^0_{soil} 和 $TVDI_{MSAVI}$ 模型精度最优,验证结果 R^2 为 0.92。与单独考虑 TVDI 干旱指数和 σ^0_{soil} 参数相比,σ^0_{soil} 结合 TVDI 共同作为参数建立的模型精度有明显提高,与只考虑 TVDI 相比,建模集 R^2 分别提高了 0.12、0.12、0.14、0.12。

(3)基于 σ^0_{soil} 和 TVDI 参数的共同影响下,SVM 回归模型能反映土壤中水分含量的信息,进而可以得出地下水埋深信息,为干旱区绿洲的可持续发展提供有力的数据支持。

参 考 文 献

[1] 刘东, 李帅, 付强, 等. 基于 KHA 优化 BP 神经网络的地下水水质综合评价方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(9): 275 - 284.
LIU Dong, LI Shuai, FU Qiang, et al. Comprehensive evaluation method of groundwater quality based on BP network optimized by krill herd algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(9): 275 - 284. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no = 20180932&flag = 1. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.09.032. (in Chinese)

[2] CHENG G D, LI X, ZHAO W Z, et al. Integrated study of the water-ecosystem-economy in the Heihe River basin[J]. National Science Review, 2014, 1(3): 413 - 428.

[3] WHITE C J, TANTON T W, RYCROFT D W. The impact of climate change on the water resources of the Amu Darya basin in central Asia[J]. Water Resour Manage, 2014, 28(15): 5267 - 5281.

[4] 刘广明, 杨劲松, 何丽丹, 等. 基于模糊综合评判法的新疆典型干旱区土壤盐漠退化风险评价[J]. 农业工程学报, 2011, 27(3): 1 - 5.
LIU Guangming, YANG Jinsong, HE Lidan, et al. Fuzzy comprehensive evaluation based assessment of soil alkaline desertification in typical arid area of Xinjiang[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(3): 1 - 5. (in Chinese)

[5] 赵文智, 周宏, 刘鹄. 干旱区包气带土壤水分运移及其对地下水补给研究进展[J]. 地球科学进展, 2017, 32(9): 908 - 918.
ZHAO Wenzhi, ZHOU Hong, LIU Hu. Advances in moisture migration in vadose zone of dryland and recharge effects on groundwater dynamics[J]. Advances in Earth Science, 2017, 32(9): 908 - 918. (in Chinese)

[6] METTEMICHT G I, ZINCK J A. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 85(1): 1 - 20.

[7] DANIERHAN S, ABUDU S, GUAN D H. Coupled GSI - SVAT model with groundwater surface water interaction in the riparian zone of Tarim River[J]. Journal of Hydrologic Engineering, 2013, 18(10): 1211 - 1218.

[8] SALWA F E. An overview of integrated remote sensing and GIS for groundwater mapping in Egypt[J]. Ain Shams Engineering Journal, 2015, 6(1): 1 - 15.

[9] LIU Minghuan, JIANG Yao, XU Xu, et al. Long-term groundwater dynamics affected by intense agricultural activities in oasis areas of arid inland river basins, Northwest China[J]. Agricultural Water Management, 2018, 203: 37 - 52.

[10] SUMAN P, SATIPRASAD S, PULAK M, et al. Impacts of urbanization on land use/cover changes and its probable implications on local climate and groundwater level[J]. Journal of Urban Management, 2018, 7(2): 70 - 84.

[11] 苏凯, 岳德鹏, YANG Di, 等. 基于 IL - HMMs 预测模型的地下水埋深预测研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017,

48(12):263 – 268.
SU Kai, YUE Depeng, YAND Di, et al. Groundwater depth forecast based on IL – HMMs[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 263 – 268. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20171231&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.12.031. (in Chinese)

[12] 姜红，玉素甫江·如素力，阿迪来·乌甫，等. 基于 Landsat 数据的开都河两岸绿洲地下水遥感监测及影响因素分析[J]. 自然灾害学报，2017，26(4)：205 – 214.
JIANG Hong, YUSUFUJIANG Rusuli, ADILAI Wufu, et al. Landsat data based monitoring of groundwater depth and its influencing factors in oasis area of Kaidu river both sides[J]. Journal of Natural Disasters, 2017, 26(4): 205 – 214. (in Chinese)

[13] 付俊娥，苏庆珣，潘世兵，等. 基于支持向量机理论的地下水动态遥感监测模型与应用[J]. 地球信息科学学报，2010，12(4)：466 – 472.
FU Jun'e, SU Qingxun, PAN Shibing, et al. Support vector machine based groundwater level monitoring model by using remote sensing images[J]. Journal of Geo-information Science, 2010, 12(4): 466 – 472. (in Chinese)

[14] 尹涛，王瑞燕，杜文鹏，等. 黄河三角洲地区植被生长旺盛期地下水埋深遥感反演[J]. 灌溉排水学报，2018，37(2)：95 – 100.
YIN Tao, WANG Ruiyan, DU Wenpeng, et al. Remote sensing inversion of groundwater level in the Yellow river delta during plants thrive[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2018, 37(2): 95 – 100. (in Chinese)

[15] 田凯，李小青，康相武，等. 基于 MODIS 数据研究黄河中上游区域地下水对地表植被影响的方法[J]. 高技术通讯，2009，19(11)：1201 – 1205.
TIAN Kai, LI Xiaoqing, KANG Xiangwu, et al. Research on the influence of groundwater on vegetation development in the upper-middle reaches of the Yellow river based on modis sensing data[J]. High Technology Letters, 2009, 19(11): 1201 – 1205. (in Chinese)

[16] 毛德发，周会珍，胡明罡，等. 区域节水效果的遥感评价方法研究与应用[J]. 遥感学报，2011，15(2)：340 – 348.
MAO Defa, ZHOU Huizhen, HU Minggang, et al. Application and study on evaluation method of the overall effect of water saving efforts in a region based on remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2011, 15(2): 340 – 348. (in Chinese)

[17] RODELL M, FAMIGLIETTI J S. The potential for satellite-based monitoring of groundwater storage changes using GRACE: the high plains aquifer, Central US[J]. Journal of Hydrology, 2002, 263: 245 – 256.

[18] KOMAROV S A, MIRONOV V L. Remote sensing of the water table: measurement and a data processing algorithm[J]. Mapping Sciences & Remote Sensing, 1999, 36(1): 1 – 10.

[19] 尹楠,姜琦刚,王晶玮,等. 雷达影像提取垄行结构土壤含水率方法研究[J/OL]. 农业机械学报，2013，44(12)：154 – 159.
YIN Nan, JIANG Qigang, WANG Jingwei, et al. SAR images in retrieving soil moisture of periodic surfaces with row structure[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(12): 154 – 159. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? file_no=20131225&flag=1. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.12.025. (in Chinese)

[20] SANTAMARIA-ARTIGAS A, MATTAR C, WIGNERON J P. Application of a combined optical-passive microwave method to retrieve soil moisture at regional scale over chile[J]. IEEE Jounal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2016, 9(4): 1493 – 1504.

[21] 谭娇，丁建丽，陈文倩，等. 基于多变量时间序列模型的地下水埋深预测：以渭库绿洲为例[J]. 节水灌溉，2017(9)：55 – 59.
TAN Jiao, DING Jianli, CHEN Wenqian, et al. Groundwater depth prediction based on multivariate time series model: a case study on Weigan and Kuqa rivers delta oasis[J]. Water Saving Irrigation, 2017(9): 55 – 59. (in Chinese)

[22] 苏雯，丁建丽，杨爱霞. 基于 GF – 1 影像的渭–库绿洲外围土壤含盐量定量反演研究[J]. 中国农村水利水电，2017(2)：9 – 13.
SU Wen, DING Jianli, YANG Aixia. Quantitative inversion of soil salinity in Weigan – Kuqu river oasis based on GF – 1 image[J]. China Rural Water and Hydropower, 2017(2): 9 – 13. (in Chinese)

[23] 杨魁，杨建兵，江冰茹. Sentinel – 1 卫星综述[J]. 城市勘测，2015(2)：24 – 27.
YANG Kui, YANG Jianbing, JIANG Bingru. Sentinel – 1 satellite overview[J]. Urban Geotechnical Investigation & Surveying, 2015(2): 24 – 27. (in Chinese)

[24] 孙亚勇，黄诗峰，李纪人，等. Sentinel – 1A SAR 数据在缅甸伊洛瓦底江下游区洪水监测中的应用[J]. 遥感技术与应用，2017，32(2)：282 – 288.
SUN Yayong, HUANG Shifeng, LI Jiren, et al. The downstream flood monitoring application of Myanmar Irrawddy river based on Sentinel – 1A SAR[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(2): 282 – 288. (in Chinese)

[25] 张艳梅，王萍，罗想，等. 利用 Sentinel – 1 数据和 SBAS – InSAR 技术监测西安地表沉降[J]. 测绘通报，2017(4)：93 – 97.
ZHANG Yanmei, WANG Ping, LUO Xiang, et al. Monitoring Xi'an land subsidence using Sentinel – 1 images and SBAS – InSAR technology[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(4): 93 – 97. (in Chinese)

[26] 吴文豪，李陶，陈志国，等. Sentinel – 1A 卫星 TOPS 模式数据干涉处理[J]. 测绘通报，2016(2)：42 – 45.

WU Wenhao, LI Tao, CHEN Zhiguo, et al. Interferometric processing of tops mode for Sentinel - 1A [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2016(2): 42 - 45. (in Chinese)

[27] 李永生, 冯万鹏, 张景发, 等. 2014 年美国加州纳帕 M_w6.1 地震断层参数的 Sentinel - 1A InSAR 反演[J]. 地球物理学报, 2015, 58(7): 2339 - 2349.
LI Yongsheng, FENG Wanpeng, ZHANG Jingfa, et al. Coseismic slip of the 2014 M_w6.1 Napa, California earthquake revealed by Sentinel - 1A InSAR[J]. Chines J. Geophys, 2015, 58(7): 2339 - 2349. (in Chinese)

[28] BALENZANO A, SATALINO G, PAUWELS V, et al. Soil moisture retrieval from dense temporal series of C-band SAR data over agricultural sites[C]//2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2011: 3136 - 3139.

[29] BALENZANO A, MATTIA F, SATALINO G, et al. Dense temporal series of C- and L-band SAR data for soil moisture retrieval over agricultural crops[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2011, 4(2): 439 - 450.

[30] 张喆. 绿洲区域尺度土壤剖面电导率情景模拟[D]. 乌鲁木齐:新疆大学, 2014.
ZHANG Zhe. Scenario simulation on conductivity of the soil profile at regional scale within the scope of oasis[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2014. (in Chinese)

[31] 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.

[32] TEILLET P M, GUINDON B, GOODENOUGH D G. On the slope-aspect correction of multispectral scanner data[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 1982, 8(2): 84 - 106.

[33] 周鹏, 丁建丽, 王飞, 等. 植被覆盖地表土壤水分遥感反演[J]. 遥感学报, 2010, 14(5): 959 - 973.
ZHOU Peng, DING Jianli, WANG Fei, et al. Retrieval methods of soil water content in vegetation covering areas based on multi-source remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(5): 959 - 973. (in Chinese)

[34] 曹雷. 稀疏植被区土壤表层介电特性分析及水盐信息提取研究[D]. 乌鲁木齐:新疆大学, 2017.
CAO Lei. Soil dielectric property analysis and information extraction of salt and water in sparse vegetation zone[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2017. (in Chinese)

[35] 周鹏, 丁建丽, 高婷婷. C 波段多极化 SAR 反演土壤水分研究[J]. 新疆农业科学, 2010, 47(7): 1416 - 1420.
ZHOU Peng, DING Jianli, GAO Tingting. A study on soil moisture retrieval by C-band multi-polarization SAR[J]. Xinjiang Agricultural Sciences, 2010, 47(7): 1416 - 1420. (in Chinese)

[36] 谢凯鑫, 张婷婷, 邵芸, 等. 基于 Radarsat - 2 全极化数据的高原牧草覆盖地表土壤水分反演[J]. 遥感技术与应用, 2016, 31(1): 134 - 142.
XIE Kaixin, ZHANG Tingting, SHAO Yun, et al. Study on soil moisture inversion of plateau pasture using Radarst - 2 imagery [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2016, 31(1): 134 - 142. (in Chinese)

[37] 马红章, 张临晶, 孙林, 等. 光学与微波数据协同反演农田区土壤水分[J]. 遥感学报, 2014, 18(3): 673 - 685.
MA Hongzhang, ZHANG Linjing, SUN Lin, et al. Farmland soil moisture inversion by synergizing optical and microwave remote sensing data[J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(3): 673 - 685. (in Chinese)

[38] 孔金玲, 李菁菁, 甄珮珮, 等. 微波与光学遥感协同反演旱区地表土壤水分研究[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(6): 857 - 863.
KONG Jinling, LI Jingjing, ZHEN Peipei, et al. Inversion of soil moisture in arid area based on microwave and optical remote sensing data[J]. Journal of Geo-information Science, 2016, 18(6): 857 - 863. (in Chinese)

[39] 王娇, 丁建丽, 陈文倩, 等. 基于 Sentinel - 1 的绿洲区域尺度土壤水分微波建模[J]. 红外与毫米波学报, 2017, 36(1): 120 - 127.
WANG Jiao, DING Jianli, CHEN Wenqian, et al. Microwave modeling of soil moisture in oasis regional scale based on Sentinel - 1 radar images[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2017, 36(1): 120 - 127. (in Chinese)

[40] 李相, 丁建丽, 李鑫. 绿洲-荒漠交错带浅层地下水埋深遥感反演: 以库车县绿洲为例[J]. 湖北农业科学, 2016, 55(17): 4338 - 4344.
LI Xiang, DING Jianli, LI Xin. Research on retrieval of groundwater depth in oasis-desert ecotone using remote sensing: a case study of the Kuqa County[J]. Hubei Agricultural Sciences, 2016, 55(17): 4338 - 4344. (in Chinese)