

doi: 10.6046/zrzyg.2021105

引用格式: 高琪, 王玉珍, 冯春晖, 等. 基于改进型光谱指数的荒漠土壤水分遥感反演[J]. 自然资源遥感, 2022, 34(1): 142–150. (Gao Q, Wang Y Z, Feng C H, et al. Remote sensing inversion of desert soil moisture based on improved spectral indices[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022, 34(1): 142–150.)

基于改进型光谱指数的荒漠土壤水分遥感反演

高琪^{1,2}, 王玉珍¹, 冯春晖¹, 马自强³, 柳维扬¹, 彭杰¹, 季彦桢²

(1. 塔里木大学植物科学学院, 阿拉尔 843300; 2. 地质环境监测站, 昌吉 831100;

3. 北京大学地球与空间科学学院遥感与地理信息系统研究所, 北京 100000)

摘要: 干旱地区土壤水分是影响气候动态变化、植被生态恢复和土地荒漠化治理的重要指示因子。本研究采用 Landsat8 OLI/TIRS 多光谱遥感影像, 在 9 个传统光谱指数基础上引入热红外波段(b_{10})进行改进, 通过显著性检验和多重共线性检验后的优选光谱指数作为本研究的建模因子, 并结合地形数据采用多元线性回归(multivariable linear regression, MLR)和随机森林(random forest, RF)算法构建荒漠土壤水分综合反演模型, 选取最优模型分析土壤水分空间分布特征及驱动因素, 结果表明: ①改进后, 光谱指数 EBSI, ECI, ECal, ENDVI 和 EPDI 相关系数提升了 0.02~0.11; ②光谱指数经改进后, 线性和非线性模型预测集 R^2 分别提升了 0.12 和 0.05, 相对分析误差提升了 0.35 和 0.49, 其中, RF-II 模型的相对分析误差高达 3.12, 能精准地对土壤水分进行预测; ③非线性模型的精度明显优于线性模型, MLR 线性模型预测集的 R^2 仅为 0.59 和 0.71, 而 RF 非线性模型预测集的 R^2 达到 0.86 和 0.91; ④土壤水分分布受到自然、人为 2 种驱动因素影响, 东北部沙漠呈现 [0, 5)% 和 [5, 12)% , 南部农田交错分布, 北部及中部荒漠-绿洲过渡带受植被覆盖程度和地表盐结皮抑制土壤水分蒸散困难, 多呈现 [15, 20)% 和 [20, 40)% 。

关键词: 改进型光谱指数; 卫星遥感; 土壤水分; 荒漠土壤; 南疆干旱区

中图分类号: TP 79; S 157.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)01-0142-09

0 引言

土壤水分作为地球水资源的重要组成部分, 不仅是植被生长、群落演替和生态防护的关键因子, 而且在大气、植被和土壤的物质、能量循环中起着重要作用。西北南疆地区位处内陆, 受远洋气候和高山环绕等多方面因素影响, 导致该地区干旱现象尤为严重, 不但造成生态环境退化, 土壤质地破碎, 而且制约了区域经济的发展, 因此, 合理、高效地监测和规划土壤水分对区域旱情防控和荒漠化治理具有重要价值^[1-2]。传统土壤水分研究, 虽然测定精度高, 但样点数量少, 代表性差, 难以准确地反映区域土壤水分变化规律。而遥感技术具有时效性强、范围性广和成本价值低等优势, 不仅实现了区域土壤水分的大范围监测研究, 而且在干旱监测和水土防治中有着极其重要的意义^[3]。

20 世纪中期, 部分研究者通过卫星遥感监测天

气学视角特征, 以可见光-近红外、热红外和短波红外光谱特征空间, 并结合植被、土壤、地表温度和地形数据等与土壤水分变化的相关特征, 以光谱指数法对区域土壤水分特征开展研究^[4-5]。詹志明等^[6]通过反射率信息构建近红外-红光光谱特征空间, 以 SMMRS 模型监测土壤水分, 发现地表实测土壤水分与预测值曲线趋势一致, 表明以反射率特征光谱空间监测土壤水分的可行性; 李喆等^[7]以特征光谱信息构建近红外-红光特征空间监测土壤水分, 发现不同特征空间的适应范围有一定差异, 但对土壤水分监测均具备较高精度, 这类研究多基于可见光-近红外光谱, 缺乏短波红外和热红外波段对土壤水分监测的研究。为此, 相关学者如 Thenkabail 等^[8]通过研究发现短波红外波段对土壤水分变化具有重要指示作用且对土壤水分反演精度提升有一定价值; Hain 等^[9]通过 ALEXI 模型估算土壤含水量, 发现热红外波段对土壤水分变化敏感度更高, 能有效反映出下垫面土壤水分状态。以上研究表明不

收稿日期: 2021-04-08; 修订日期: 2021-07-28

基金项目: 国家重点研发计划项目“土壤管理智能服务平台与应用”(编号: 2018YFE0107000)和兵团中青年创新领军人才项目“棉田土壤剖面盐渍化卫星遥感监测”(编号: 2020CB032)共同资助。

第一作者: 高琪(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为干旱区生态环境遥感。Email: gaoqizky@163.com。

通信作者: 彭杰(1977-), 男, 教授, 主要研究方向为干旱区资源环境遥感监测机理与模型。Email: pjzky@163.com。

同类型特征光谱信息对土壤水分监测有一定效果,但多基于特征光谱所构建的传统指数,在此基础上,本研究在传统光谱指数内加入对土壤水分信息敏感性更出色的热红外波段(b_{10})探索改进后光谱指数监测土壤水分的效果。

传统光谱指数监测土壤水分的研究多集中于单一的裸土区、植被覆盖区之间,如葛少青等^[10]发现温度植被干旱指数(temperature vegetation dryness index, TVDI)、垂直干旱指数(perpendicular dryness index, PDI)和归一化干旱监测指数(normalized perpendicular drought index, NPDI)3种干旱指数均能很好地在不同土层深度处进行监测;蔡亮红等^[11]选取4种传统植被指数并在此基础上加入短波红外波段进行改进,表明改进后的优势明显,但面对裸土与植被覆盖区交错分布的区域很难适用,因此本研究选取3种类型(土壤指数、植被指数和干旱指数)9个光谱指数并加入热红外波段(b_{10})进行改进,以期在南疆干旱/极端干旱区域荒漠土壤水分反演选取最佳的遥感指示因子。

综上所述,本研究选取空台里克为研究区,该区域属于典型荒漠-绿洲过渡带,地表景观类型复杂、植被覆盖类型多样;区域盐渍化现象严重,盐结皮地带土壤水分分布尤为特殊。为更好地探索不同类型的传统型和改进型光谱指数对荒漠区域土壤水分监测的适应性和模型精度,通过相关系数和方差膨胀因子筛选最优光谱指数,同时考虑地形数据作为建模因子构建线性和非线性土壤水分综合反演模型,以期对荒漠土壤水分定量遥感快速精准监测和水土治理提供一定的科学依据。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

研究区位于南疆阿克苏地区空台里克自然保护区($E80^{\circ}48' \sim 81^{\circ}12'$, $N40^{\circ}41' \sim 41^{\circ}18'$),北靠天山山脉,西邻塔里木盆地,地势北高南低,见图1(a)。该区域年蒸发比高达40:1,年均气温为 11.2°C ,年均日照时数为2 929 h,为典型干旱地带,同时又属于荒漠-绿洲过渡带,土地利用类型多为盐碱地荒漠,面积约占80%,其余为新开垦的农田、河流和沙漠(图1(b));土壤质地多为沙壤土;植被类型主要包括骆驼刺、柽柳和甘草等耐旱植被;区域交通以一条贯穿研究区南北走向(110 km)的S215省级公路为主,且由北向南植被覆盖呈现低-中-高的总体趋势。近年来,人口数量不断上升,为满足区域经济,南部新开垦农田、农业灌水量不断增加,制约了生态

环境的稳定与发展。

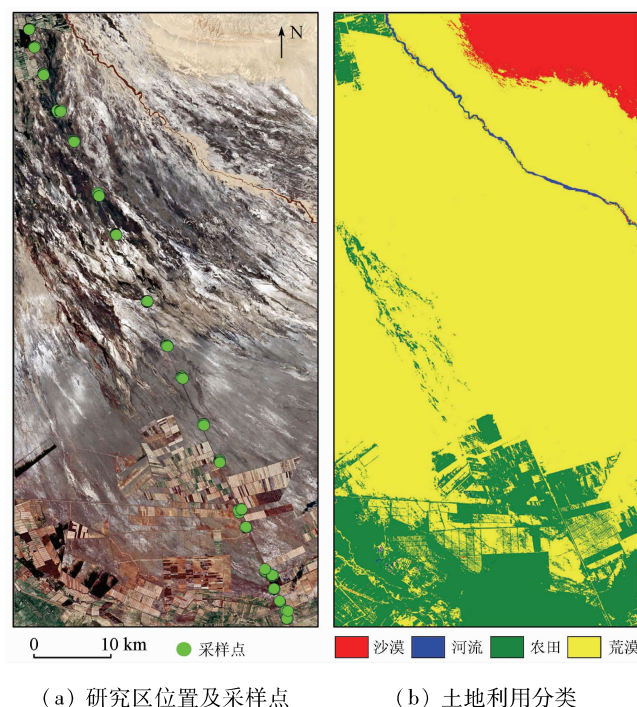


图1 研究区位置与采样点分布示意图

Fig.1 Location of the study area and distribution of sampling points

1.2 数据源及预处理

本研究选取的遥感数据主要包括 Landsat8 OLI/TIRS 影像和地形数据。通过 USGS 官网下载 2019 年 6 月 15 日轨道号分别为 LC146_31 和 LC146_32 云覆盖量低于 20% 的 2 景影像,以 ENVI5.3 软件完成辐射定标、大气校正和光谱指数波段运算等预处理过程,同时采用支持向量机(support vector machines, SVM)分类解译遥感影像地物信息;地形影像数据(30 m)通过地理数据空间云(<http://www.gscloud.cn/>)下载,并以 ArcGIS10.7 软件进行洼地填充和数字高程模型(digital elevation model, DEM)数据提取等过程。

1.3 土壤样品采集与室内分析

于 2019 年 6 月 15 日采集 160 个 0~20 cm 的表层土壤样品,并定位记录各点经度和纬度信息。根据研究区基础交通和植被覆盖状况,沿南北走向长 110 km 的 S215 省级公路布设 20 个不同植被覆盖度的采样样方(图 1(a)所示),各样方的面积为 300 m×300 m,单个样方内采集 8 个表层土壤混合样,每个表层土壤混合样采用梅花形五点法取样,面积为(30 m×30 m)。当日内以质量烘干法测定各样品土壤质量含水量且测定一组重复,将重复相对误差控制在 5% 以内,取各组平均值为单一土壤样品的实际质量含水量。剩余土壤样品经自然风干、研磨和过筛(2 mm)后称取 50 g 土壤样品,以稀释

溶液法(水土比 5:1)测定电导率和 pH 值。

2 研究方法

2.1 光谱指数计算

本研究在土壤指数、植被指数和干旱指数的基础上引入对土壤水分敏感性更高的热红外波段(b_{10})进行改进,其中,土壤水分遥感监测领域常用的光谱指数为裸土指数(bare soil index, BSI)、黏土

指数(clay index, CI)、碳酸盐指数(carbonated index, Cal)、比值植被指数(ratio vegetation index, RVI)、归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)、差值植被指数(difference vegetation index, DVI)、归一化差值水体指数(normalized difference water index, NDWI)、PDI 和全球植被水分指数(global vegetation moisture index, GVMI),计算公式见表 1。

表 1 常用传统和改进光谱指数及其计算公式

Tab. 1 Commonly used conventional and improved spectral indices and their calculation formulae

传统光谱指数	传统公式 ^①	文献来源	改进光谱指数	扩展公式
BSI	$\frac{(b_4 + b_6) - (b_5 + b_2)}{(b_4 + b_6) + (b_5 + b_2)} + 1$	Polykretis 等(2020) ^[12]	EBSI	$\frac{(b_4 + b_6) - (b_5 + b_2) + b_{10}}{(b_4 + b_6) + (b_5 + b_2) + b_{10}} + 1$
CI	$\frac{b_6}{b_7}$	Hengl(2009) ^[13]	ECI	$\frac{b_6 + b_{10}}{b_7 + b_{10}}$
Cal	$\frac{b_4}{b_3}$	Boettinger 等(2008) ^[14]	ECal	$\frac{b_4 + b_{10}}{b_3 + b_{10}}$
RVI	$\frac{b_5}{b_4}$	Jordan (1969) ^[15]	ERVVI	$\frac{b_5 + b_{10}}{b_4 + b_{10}}$
NDVI	$\frac{b_5 - b_4}{b_5 + b_4}$	Rouse 等(1973) ^[16]	ENDVI	$\frac{b_5 - b_4 + b_{10}}{b_5 + b_4 + b_{10}}$
DVI	$b_5 - b_4$	Tucker (1979) ^[17]	EDVI	$b_5 - b_4 + b_{10}$
NDWI	$\frac{b_3 - b_5}{b_3 + b_5}$	McFeeters(1996) ^[18]	ENDWI	$\frac{b_3 - b_5 + b_{10}}{b_3 + b_5 + b_{10}}$
PDI	$(\frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}})(b_4 + M b_5)$	葛少青等(2018) ^[10]	EPDI	$(\frac{1}{\sqrt{M^2 + 1}})(b_4 + M b_5 + b_{10})$
GVMI	$\frac{(b_5 + 0.1) - (b_6 + 0.02)}{(b_5 + 0.1) + (b_6 + 0.02)}$	孙灏等(2012) ^[19]	EGVMI	$\frac{(b_5 + 0.1) - (b_6 + 0.02) + b_{10}}{(b_5 + 0.1) + (b_6 + 0.02) + b_{10}}$

①式中: $b_2, b_3, b_4, b_5, b_6, b_7$ 分别为 Landsat8 蓝光波段、绿光波段、红光波段、近红外波段、短波红外 1 和短波红外 2 波段像素值; M 为光谱特征空间土壤基线斜率(0.964 9)。

2.2 方差膨胀因子分析

由于各光谱指数间具有高度自相关作用,从而增加了数据计算量,为此本研究通过有效性筛选,消除变量间多重共线性。表 1 公式计算传统光谱指数和加入热红外波段(b_{10})的改进光谱指数,进而分析两两光谱指数间相关性;其次,以式(1)计算各光谱指数间方差膨胀因子 VIF ,并分析两两控制变量间多重共线性,设定当 $VIF \geq 10$,光谱指数间存在严重共线性;当 $VIF < 10$,不存在多重共线性^[20],依据相关性显著且无多重共线性的原则选取改进后相关性显著提升的光谱指数作为土壤水分建模因子。 VIF 计算公式为:

$$VIF = 1/(1 - r^2), \quad (1)$$

式中 r 为各光谱指数间的相关系数。

2.3 反演模型构建

为确保建模集与预测集样本土壤含水量数据间

的均衡性,将 160 个土壤样品的含水量数据依次从小到大排序,按照 2:1 比例原则选取 107 个样本作为建模集,53 个样本作为预测集,以优选出的光谱指数为建模因子,并结合地形数据,通过 The Unscrambler X 10.5 和 R 软件分别构建多元线性回归(multivariable linear regression, MLR)和随机森林(random forest, RF)综合模型反演土壤水分。

MLR 模型通过系数判断解释变量所对应因变量的影响程度,优点为:①简化了数据结构;②分清各影响因素的贡献率。RF 模型是一种新颖的机器学习模型,其预测精度高,但运算量较大^[21],主要分为:①训练集的生成;②随机特征选取;③决策树构建。训练集生成的特点是随机、有放回,且新的训练样本数量与原始训练样本数量相同;随机特征的选取过程中引入了随机性,即随机选择输入变量,可提高模型的预测精度;决策树构建后,利用所有

树预测值的平均值来代替最终预测结果。

2.4 模型精度评价

反演模型精度和稳定性采用决定系数 R^2 、均方根误差 $RMSE$ 和相对分析误差 RPD 进行评价。其中, R^2 表示实测值与预测值间的拟合程度,其值越大,表明实测值与预测值越接近。对于 RPD 而言,当 $RPD < 1.5$,说明模型不具备预测能力;当 $1.5 \leq RPD < 2.0$,说明模型只能粗略的预测;当 $2.0 \leq RPD < 2.5$,说明模型预测能力较好;当 $2.5 \leq RPD < 3.0$,说明模型能较精确的预测,当 $RPD \geq 3.0$,说明模型预测能力极为出色^[22]。计算公式为:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}, \tag{2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}}, \tag{3}$$

$$RPD = \frac{SD}{RMSE}, \tag{4}$$

式中: $\hat{y}_i$ 为土壤水分预测值; $\bar{y}$ 为实测土壤水分平均值; y_i 为土壤水分实测值; n 为样本数量; SD 为标准差。

3 结果与分析

3.1 土壤属性统计性描述

为掌握空台里克研究区土壤水分特征和土壤基础属性,对 160 个表层土壤样品基础属性值进行统计,结果见表 2。由表 2 可知,土壤水分、电导率和 pH 值的平均值分别为 21.58%,24.01 dS·m⁻¹ 和 8.16,极差分别为 39.99%,78.53 dS·m⁻¹ 和 1.8,标准差依次为 44.10,113.64 和 0.18。其中,标准差描述数据的分布程度,表明研究区土壤水分和电导率整体较高,总体分布趋势明显。而变异系数可反映数据间离散趋势,三者变异系数为电导率(44.57%)> 土壤水分(30.74%)> pH 值(5.12%),表明土壤水分和电导率变异性较强^[23]。引起土壤水分和土壤

表 2 土壤样品基础特征描述性统计
Tab.2 Descriptive statistics of the base characteristics of soil samples

土壤属性	平均值	极大值	极小值	标准差	变异系数/%
土壤水分/%	21.58	44.29	4.30	44.10	30.74
电导率/(dS·m ⁻¹)	24.01	79.60	1.07	113.64	44.57
pH 值	8.16	9.17	7.37	0.18	5.12

电导率的变异性较强的因素为:①土壤质地、植被覆盖程度和盐分特质性等区域生态环境;②人工自然保护区、地下水开采和人工灌溉因素。

3.2 建模因子筛选

3.2.1 光谱指数相关性分析

表 3 为传统光谱指数和改进光谱指数与土壤水分相关系数及显著性检验结果。

表 3 光谱指数相关系数分析
Tab.3 Analysis of spectral index correlation coefficients

传统光谱指数	相关系数	改进光谱指数	相关系数
BSI	-0.51 ** ①	EBSI	-0.55 **
CI	0.70 **	ECI	0.73 **
Cal	-0.37 **	ECal	-0.48 **
RVI	0.40 **	ERVl	0.38 **
NDVI	0.44 **	ENDVI	0.50 **
DVI	0.31 **	EDVI	0.28 **
NDWI	-0.23 **	ENDWI	-0.07
PDI	-0.41 **	EPDI	-0.43 **
GVMI	0.42 **	EGVMI	0.41 **

① ** 为 $P < 0.01$ 水平下极显著相关,样本数 n 为 160。

通过表 3 可知,光谱指数 BSI,CI,Cal,NDVI 和 PDI 在加入热红外波段(b_{10})改进后,相关系数提升了 0.02 ~ 0.11,其中,ECI 的相关系数最高,为 0.73,ECal 相关系数提升幅度最大,为 0.11,表明加入热红外波段(b_{10})能有效地增强以上传统光谱指数与土壤水分间的相关性,更利于指示土壤水分变化。而 RVI,DVI,NDWI 和 GVMI 改进后的相关系数下降了 0.01 ~ 0.16,其中,ENDWI 相关系数降为 -0.07,与土壤水分间无显著相关,说明引入热红外波段降低了这些指数与土壤水分间的响应程度,因而改进光谱指数 ERVI,EDVI,ENDWI 和 EGVMI 不适应作为本研究荒漠土壤水分遥感指示因子。综合考虑下,采用改进后有提升的光谱指数同原本达到极显著水平但改进效果不显著的因子来建模,即 EBSI,ECI,ECal,ENDVI,EPDI,RVI,DVI,NDWI,GVMI;同时,选取传统光谱指数 BSI,CI 和 Cal 等 9 个因子构建模型进行精度对比。

3.2.2 各指数间方差膨胀因子分析

为进一步筛选建模因子,以 VIF 检验传统和改进光谱指数因子多重共线性,结果见表 4—5。由表 4 可知,传统型光谱指数 DVI,RVI 和 NDVI 间 VIF 分别为 11.48,16.10 和 10.51,均大于 10,相关系数大小关系依次为 $NDVI > RVI > DVI$,其余各光谱指数 VIF 均小于 10,因此仅保留光谱指数 BSI,CI,Cal,NDVI,PDI,GVM 和 NDWI 作为传统建模因子。由表 5 可知,DVI 与 RVI 间 VIF 为 11.48,其余各光谱指数 VIF 均小于 10,因此,选取光谱指数 EBSI,

ECI, ECal, ENDVI, EPDI, GVMI, RVI 和 NDWI 为改进建模因子。

表 4 传统光谱指数间方差膨胀因子

Tab. 4 Expansion factors for variance between conventional – type spectral indices

因子	BSI	Cal	CI	NDVI	PDI	DVI	GVMI	RVI	NDWI
BSI	—								
Cal	1.71	—							
CI	2.40	1.17	—						
NDVI	1.67	1.01	3.54	—					
PDI	1.00	1.04	1.25	1.12	—				
DVI	1.59	1.01	2.28	16.10	1.02	—			
GVMI	2.02	1.00	1.93	2.12	1.09	1.82	—		
RVI	2.59	1.20	4.86	10.51	1.05	11.48	1.74	—	
NDWI	1.07	1.19	1.54	4.09	1.20	3.32	1.94	1.84	—

表 5 改进光谱指数间方差膨胀因子

Tab. 5 Extended inter – spectral index variance expansion factors

因子	EBSI	ECal	ECI	ENDVI	EPDI	DVI	GVMI	RVI	NDWI
EBSI	—								
ECal	1.87	—							
ECI	2.98	1.43	—						
ENDVI	1.48	1.03	3.14	—					
EPDI	1.01	1.00	1.17	1.64	—				
DVI	1.56	1.03	2.53	3.53	1.03	—			
GVMI	2.30	1.00	1.82	1.96	1.11	1.82	—		
RVI	2.62	1.33	5.77	3.93	1.06	11.48	1.74	—	
NDWI	1.10	1.09	1.49	4.04	1.22	3.32	1.94	1.84	—

3.3 反演模型精度验证

表 6 为线性 MLR 和非线性 RF 方法构建典型干旱地区荒漠土壤水分传统和改进综合反演模型。由表 6 可知, MLR – I 和 RF – I 模型建模集的 R^2 分别为 0.64 和 0.88, 预测集 R^2 为 0.59 和 0.86, RPD 为 1.48 和 2.63, 相比较, 改进后 MLR – II 和 RF – II 模型建模集的 R^2 为 0.75 和 0.92, 分别提升了 0.11 和 0.04; 而预测集 R^2 和 RPD 分别提升了 0.12, 0.05 和 0.35, 0.49; 依据 RPD 指标, MLR – I 模型没有预测能力, RF – I 模型能准确地预测土壤水分, 而改进后 MLR – II 模型能粗略地预测土壤水分, RF – II 模型能出色地预测土壤水分; 综合分析表明改进模型土壤水分预测效果整体优于传统模型。

表 6 线性和非线性反演模型精度验证

Tab. 6 Linear and non – linear inversion model accuracy validation

建模方法		建模集		预测集		
		R^2	RMSE	R^2	RMSE	RPD
MLR	I ^①	0.64	3.99	0.59	4.53	1.48
	II	0.75	3.30	0.71	3.67	1.83
RF	I	0.88	2.43	0.86	2.48	2.63
	II	0.92	1.69	0.91	2.61	3.12

① I 表示传统光谱指数; II 表示改进光谱指数。

基于改进后线性和非线性模型, 通过各指标间精度变化, 以筛选出荒漠土壤水分反演的最优模型。其中, MLR – II 建模集的 R^2 为 0.75, 预测集的 R^2 为 0.71, RPD 为 1.83; 而 RF – II 建模集的 R^2 为 0.92,

预测集的 R^2 为 0.91, RPD 高达 3.12, RF – II 各指标均优于 MLR – II 模型, 表明非线性模型预测精度相比线性模型效果更好, 精度更高。

3.4 土壤水分空间分布特征

本研究选取改进后 MLR – II 模型和 RF – II 模型预测荒漠土壤水分含量, 并进行制图分析, 根据干旱分级标准^[24]和图 1(b)描述土壤水分空间分布特征。通过图 2 可知, 土壤水分空间分布趋势呈现一

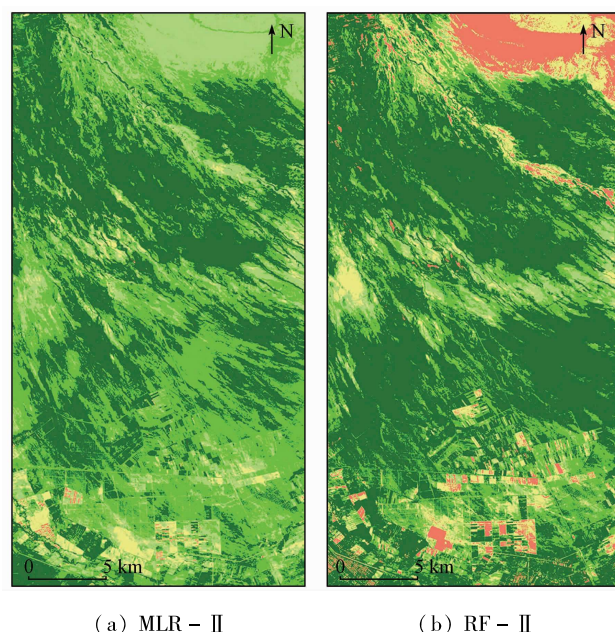


图 2 土壤水分空间分布特征

Fig. 2 Spatial distribution characteristics of soil moisture

定的相似性,但不同土地利用类型区域含水量却具有差异,其中, $[15,20)\%$ 和 $[20,40)\%$ 的土壤含水量大面积集中在荒漠-绿洲过渡带,而该区域土壤含水量整体偏高; $[0,5)\%$ 和 $[5,12)\%$ 的土壤含水量主要集聚在东北部沙漠区,且在南部农田区域交错分布,中部条带状则多为 $[12,15)\%$ 。

图3分别为不同改进模型土壤含水量面积统计结果,表明各等级土壤含水量分布面积呈现相似的增长或降低趋势,但依旧存在较明显差异。为量化分析土壤水分,根据最优模型预测结果以图2(b)和图3(b)进行分析, $[0,5)\%$ 和 $[5,12)\%$ 的土壤含

水量集中分布于东北部沙漠区域,零星交错分布于南部农田区域,总面积为 314.2 km^2 ,南部区域人为干扰现象明显,撂荒地普遍存在,导致地表盐结皮破坏,从而在极端干旱条件下使土壤水分大量流失; $[15,20)\%$ 和 $[20,40)\%$ 的土壤含水量主要分布于荒漠-绿洲过渡带,同时交错分布于农田区域,总面积为 $1\,689.3\text{ km}^2$,荒漠-绿洲过渡带地处沙漠与农田中部,植被覆盖差异较大,土壤类型以裸地为主,裸露地表受盐结皮保水和隔离的作用使含水量普遍偏高,而农田高含水量区域受灌溉影响造成土壤水分交错分布的空间特征。

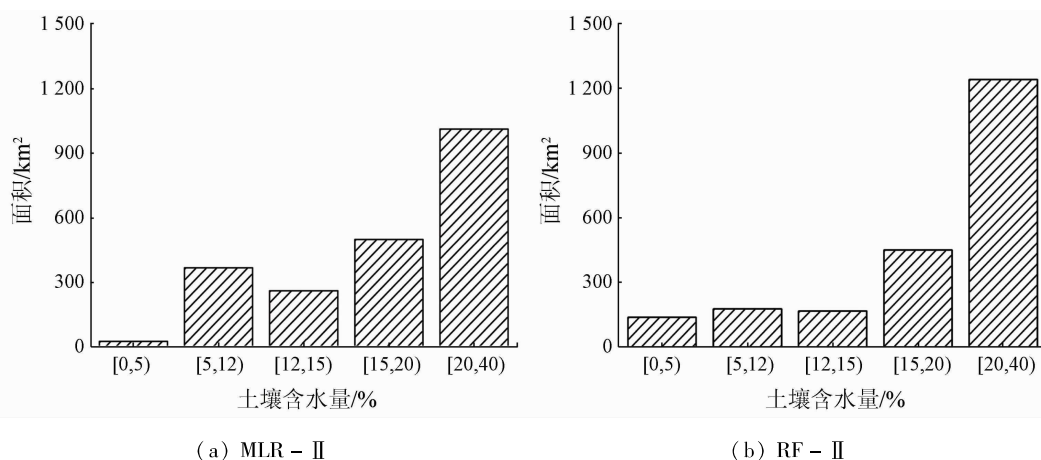


图3 不同模型下土壤含水量分布面积

Fig. 3 Area of soil water content distribution under different models

4 讨论

4.1 模型精度影响因子

在9个传统光谱指数的基础上加入热红外波段(b_{10})改进,选取相关性和多重共线性双重检验后的光谱指数为建模因子,并结合地形因子构建荒漠土壤水分综合反演模型。改进后MLR-II和RF-II模型预测集的 R^2 和RPD分别提升了0.12,0.05和0.35,0.49,引起模型精度提升的可能原因包括:一是根据热红外波段的特性,在 $3.5\sim 14\text{ }\mu\text{m}$ 处波段信息能有效探测地表热变化且得到的信息量更大^[25],对土壤水分的反应更为敏感,表明加入热红外波段不仅能进一步丰富光谱指数信息,而且能有效增强对土壤水分的指示作用;二是不同波段或光谱指数间具有较强相关性^[26],在传统光谱指数内加入热红外波段,很大程度上降低波段数据间的冗余度,更好地解译光谱指数信息,使指示效果更为清晰,这与蔡亮红等^[11]针对渭河-绿洲以短波红外改进传统植被指数的研究结果一致。

4.2 土壤水分空间分布驱动因素

选取最优模型RF-II(图2(b))描述土壤水

分空间分异格局并进行驱动因素分析,其中,土壤含水量整体呈现东北部沙漠地区多为 $[0,5)\%$ 和 $[5,12)\%$,北部、中部等荒漠-绿洲过渡带地区多为 $[15,20)\%$ 和 $[20,40)\%$,南部区域呈现交错分布的趋势,结果与描述性统计值一致。东北部沙漠区域土壤含水量多为 $[0,5)\%$ 和 $[5,12)\%$,而温度、土壤质地和地形地貌与土壤水分相关性强,是土壤水分分布不同的主要驱动因素^[27],研究区年均温度为 $11.2\text{ }^\circ\text{C}$,日照时数约 $2\,900\text{ h}$,且土壤质地为沙土,从而造成地表上层土壤水分滞留时间较短,土壤孔隙度较大,保水能力差,形成大面积干旱现象;其次,研究区地形呈北高南低趋势,而地形是土壤水分分异格局的主要驱动因素之一,北高南低造成区域高低含水量分布格局,这与蔡亮红等^[28]发现地形校正后能更好地反映土壤水分状况相一致。

荒漠-绿洲过渡带土壤含水量多呈现 $[15,20)\%$ 和 $[20,40)\%$,引起该区域土壤含水量较高是由于研究区低植被覆盖区分布面积远大于高植被覆盖区,而遥感监测存在异物同谱现象,将低植被覆盖区域误分为裸地,其中,裸地区域位处高盐渍化地带,盐分表聚现象突出,该结果与Peng

等^[29]对空台里克地区土壤盐分含量及分布制图结论相一致。为此,对盐结皮区域进行遥感监测不确定分析从而探讨盐结皮作用对土壤水分分布的影响,在极端干旱地区研究发现,盐结皮对土壤水分蒸发抑制效果显著^[30],而盐结皮具有表层干底层湿的现象,干土层的厚度与盐结皮的厚度一致。本研究区盐结皮的厚度大致在 0 ~ 10 cm,而卫星遥感监测的仅是地表 0 ~ 3 cm 的信息^[31],地表 0 ~ 3 cm 受降水、温度等因素影响导致过度干旱,若仅使用单一卫星遥感数据进行土壤墒情判读,很容易将盐结皮区域误判为严重干旱区域。而根据地面调查结果,盐结皮层土壤含水量普遍在 10% 以下,但盐结皮以下的土壤含水量相对高于 20%,造成上干下湿的土壤水分分布特征,因而以多源数据(微波遥感、光学遥感)协同反演的研究具有很大的发展潜力。

南部农田区域土壤含水量呈现为交错分布的趋势,这是由于农田区域内部存在一定数量的新开垦农田和撂荒地,人为开垦破坏地表盐结皮及土壤孔隙度,从而使土壤水分蒸发速率加快,导致部分地区土壤含水量为 [0, 5)% 或 [5, 12)%; 同时耕地人为灌溉痕迹较为明显,容易造成判断误读现象,这与龚新梅^[32]以遥感手段对新疆荒漠化治理研究中人为驱动因素对土壤水分产生影响的结果相一致。研究结果表明空台里克地区土壤水分分布受到自然(土壤质地、温度、地形、植被作物覆盖度和盐结皮机理)和人为(人类经济活动、人为水资源开采)2 种驱动因素的影响,形成不同土壤水分分布特征。

5 结论

1) 选取 BSI, CI, Cal, NDVI, PDI, GVMi 和 NDWI 为传统建模因子; 同时根据改进后相关系数提升,相关性显著且无多重共线性的 EBSI, ECI, ECal, ENDVI, EPDI, DVI, NDWI 和 GVMi 作为改进土壤水分反演模型建模因子。

2) 改进后线性 MLR - II 和非线性 RF - II 模型,建模集 R^2 分别提升了 0.11 和 0.04,预测集 R^2 分别提升了 0.12 和 0.05, RPD 分别提高了 0.35 和 0.49; 同时 RF - II 模型预测集 R^2 为 0.91,且 RPD 高达 3.12,各精度指标为各模型最优值。

3) 土壤水分分布格局受经济活动和资源开采等人为驱动因素,以及土壤质地、地形、温度和盐结皮等自然驱动因素影响,使土壤含水量整体呈现沙漠地区在 [0, 5)% 和 [5, 12)% 之间,荒漠 - 绿洲过

渡带地区在 [15, 20)% 和 [20, 40)% 之间,农田区域呈交错分布的总体趋势。

参考文献 (References):

- [1] 陈亚宁,李 稚,范煜婷,等. 西北干旱区气候变化对水文水资源影响研究进展[J]. 地理学报,2014,69(9):1295 - 1304.
Chen Y N, Li Z, Fan Y T, et al. Progress in research on the impact of climate change on hydrological and water resources in the north-west arid zone[J]. Acta Geographica Sinica, 2014, 69(9): 1295 - 1304.
- [2] 高 露,张圣微,朱仲元,等. 干旱半干旱区退化草地土壤水分变化及其对降雨时间格局的响应[J]. 水土保持学报,2020,34(1):195 - 201.
Gao L, Zhang S W, Zhu Z Y, et al. Soil moisture changes in degraded grassland and its response to rainfall temporal pattern in arid and semi-arid areas[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2020, 34(1): 195 - 201.
- [3] 李华朋,张树清,高自强,等. MODIS 植被指数监测农业干旱的适宜性评价[J]. 光谱学与光谱分析,2013,33(3):756 - 761.
Li H P, Zhang S Q, Gao Z Q, et al. Evaluating the utility of MODIS vegetation index for monitoring agricultural drought[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(3): 756 - 761.
- [4] Sholihah R I, Trisasongko B H, Shiddiq D, et al. Identification of agricultural drought extent based on vegetation health indices of Landsat data: Case of Subang and Karawang, Indonesia[J]. Procedia Environmental Sciences, 2016, 33: 14 - 20.
- [5] 刘培君,张 琳,艾里西尔·库尔班,等. 卫星遥感估测土壤水分的一种方法[J]. 遥感学报,1997,1(2):135 - 138, 81.
Liu P J, Zhang L, Alishir K, et al. A method for monitoring soil water contents using satellite remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 1997, 1(2): 135 - 138, 81.
- [6] 詹志明,秦其明,汪冬冬,等. 基于 NIR - Red 光谱特征空间的土壤水分监测新方法[J]. 中国科学 D 辑: 地球科学,2006(11):1020 - 1026.
Zhan Z M, Qin Q M, Wang D D, et al. A new method for soil moisture monitoring based on NIR - Red spectral feature space[J]. Science in China. Series D: Earth Sciences, 2006(11): 1020 - 1026.
- [7] 李 喆,谭德宝,秦其明,等. 基于特征空间的遥感干旱监测方法综述[J]. 长江科学院院报,2010,27(1):37 - 41.
Li Z, Tan D B, Qin Q M, et al. Recent advance of remote sensing drought monitoring approaches based on spectral feature space[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2010, 27(1): 37 - 41.
- [8] Thenkabail P S, Enclona E A, Ashton M S, et al. Accuracy assessments of hyperspectral waveband performance for vegetation analysis applications[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 91(3-4): 354 - 376.
- [9] Hain C R, Mecikalski J R, Anderson M C. Retrieval of an available water - based soil moisture proxy from thermal infrared remote

- sensing. Part I: Methodology and validation[J]. *Journal of Hydrometeorology*, 2009, 10(3): 665 – 683.
- [10] 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遥感反演中的应用[J]. *生态学报*, 2018, 38(7): 2299 – 2307.
- Ge S Q, Zhang J, Sun W, et al. Application of three drought indexes in soil moisture inversion using remote sensing in marsh wetlands of arid area[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2018, 38(7): 2299 – 2307.
- [11] 蔡亮红, 丁建丽. 基于改进植被指数土壤水分遥感反演[J]. *干旱区地理*, 2017, 40(6): 1248 – 1255.
- Cai L H, Ding J L. Remote sensing inversion of soil moisture based on modified vegetation index[J]. *Arid Land Geography*, 2017, 40(6): 1248 – 1255.
- [12] Polykretis C, Grillakis M G, Alexakis D D. Exploring the impact of various spectral indices on land cover change detection using change vector analysis: A case study of Crete Island, Greece[J]. *Remote Sensing*, 2020, 12(2): 319.
- [13] Hengl T. A practical guide to geostatistical mapping[M]. Amsterdam: University of Amsterdam, 2009.
- [14] Boettinger J L, Ramsey R D, Bodily J M, et al. Landsat spectral data for digital soil mapping[M]//Hartemink A E, McBratney A, Mendonca – Santos M L. Digital soil mapping with limited data. Netherlands: Springer, 2008: 193 – 202.
- [15] Jordan C F. Derivation of leaf – area index from quality of light on the forest floor[J]. *Ecology*, 1969, 50(4): 663 – 666.
- [16] Rouse J W, Haas R H, Schell J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[C]//The third ERTS – 1 Symposium. Washington: NASA, 1973.
- [17] Tucker C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2): 127 – 150.
- [18] McFeeters S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(7): 1425 – 1432.
- [19] 孙灏, 陈云浩, 孙洪泉. 典型农业干旱遥感监测指数的比较及分类体系[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(14): 147 – 154.
- Sun H, Chen Y H, Sun H Q. Comparisons and classification system of typical remote sensing indexes for agricultural drought[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(14): 147 – 154.
- [20] 韩小慧. 稳健多元线性回归在地理数据处理中的应用[D]. 太原: 太原理工大学, 2012.
- Han X H. Application of robust multiple linear regression in geographic data processing[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2012.
- [21] Pal Mahesh. Random forest classifier for remote sensing classification[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2005, 26(1): 217 – 222.
- [22] Williams P. Implementation of near – infrared technology[M]//Williams P. Near – infrared Technology in the Agricultural and Food Industries, 2001: 145 – 171.
- [23] 高琪, 彭杰, 冯春晖, 等. 基于 Landsat8 数据的荒漠土壤水分遥感反演[J]. *水土保持通报*, 2021, 41(1): 125 – 131, 151.
- Gao Q, Peng J, Feng C H, et al. A study on inversion for remote sensing of desert soil moisture based on Landsat8 data[J]. *Bulletin of Soil and Water Conservation*, 2021, 41(1): 125 – 131, 151.
- [24] 王佳文, 彭杰, 刘新路, 等. 基于电磁感应数据的膜下滴灌土壤水分动态变化研究[J]. *干旱区地理*, 2021, 44(1): 250 – 257.
- Wang J W, Peng J, Liu X L, et al. Dynamic variation of soil moisture in field with drip irrigation under film using electromagnetic induction data[J]. *Arid Land Geography*, 2021, 44(1): 250 – 257.
- [25] 冷佩. 光学/热红外土壤湿度遥感反演方法研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2018.
- Leng P. Methodology development for satellite soil moisture retrieval from optical/thermal infrared data from optical/thermal infrared data[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2018.
- [26] 徐涵秋, 唐菲. 新一代 Landsat 系列卫星: Landsat8 遥感影像新增特征及其生态环境意义[J]. *生态学报*, 2013, 33(11): 3249 – 3257.
- Xu H Q, Tang F. Analysis of new characteristics of the first Landsat8 image and their ecoenvironmental significance[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(11): 3249 – 3257.
- [27] 李宁. 三江源区地表土壤湿度的遥感反演[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2020.
- Li N. Satellite – based estimation of surface soil moisture in the Three – Rivers Headwaters Region[D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2020.
- [28] 蔡亮红, 丁建丽, 魏阳. 基于多源数据的土壤水分反演及空间分异格局研究[J]. *土壤学报*, 2017, 54(5): 1057 – 1067.
- Cai L H, Ding J L, Wei Y. Spatial variation and inversion of soil moisture based on multi – source data[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2017, 54(5): 1057 – 1067.
- [29] Peng J, Biswas A, Jiang Q, et al. Estimating soil salinity from remote sensing and terrain data in southern Xinjiang Province, China[J]. *Geoderma*, 2019, 337: 1309 – 1319.
- [30] 张建国, 徐新文, 雷加强, 等. 极端干旱区咸水滴灌林地盐结皮对土壤蒸发的影响[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(9): 34 – 39.
- Zhang J G, Xu X W, Lei J Q, et al. Effects of salt crust on soil evaporation condition with saline – waterdrip – irrigation in extreme arid region[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(9): 34 – 39.
- [31] Mendes W D, Neto L G, Dematte J A, et al. Is it possible to map subsurface soil attributes by satellite spectral transfer models[J]. *Geoderma*, 2019, 343: 269 – 279.
- [32] 龚新梅. 新疆土地荒漠化时空变化特征及驱动因子分析[D]. 乌鲁木齐: 新疆大学, 2007.
- Gong X M. The analysis of the features of temporal – spatial variation of desertification and its driving factors in Xinjiang[D]. Urumqi: Xinjiang University, 2007.

Remote sensing inversion of desert soil moisture based on improved spectral indices

GAO Qi^{1,2}, WANG Yuzhen¹, FENG Chunhui¹, MA Ziqiang³, LIU Weiyang¹, PENG Jie¹, JI Yanzhen²

(1. College of Plant Sciences, Tarim University, Alar 843300, China; 2. Prefecture Geological and Environmental Monitoring Station, Changji 831100, China; 3. Institute of Remote Sensing and Geographic Information System, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100000, China)

Abstract: Soil moisture is an important indicator affecting dynamic climate changes, vegetation ecological recovery, and land desertification control in arid regions. Using Landsat8 OLI/TIRS multispectral remote sensing images, this study determined the optimal spectral indices by introducing thermal infrared (b10) band to improve nine traditional spectral indices and through significance tests and multiple covariance tests. Then, with the improved spectral indices as the modeling factors and based on the terrain data, this study constructed multispectral comprehensive inversion models of desert soil moisture using the multivariate linear regression (MLR) and random forest (RF) algorithms. Finally, the spatial distribution characteristics of soil moisture and their driving factors were analyzed using the optimal model. The results are as follows: ① The correlation coefficients of the improved spectral indices EBSI, ECI, ECal, ENDVI, and EPDI increased by 0.02 ~ 0.11; ② For the prediction datasets of linear and non-linear models, their R^2 increased by 0.12 and 0.05, respectively and their RPD values increased by 0.35 and 0.49, respectively after the spectral indices were improved. Moreover, the RPD value of model RF-II was up to 3.12, and thus this model can accurately predict soil moisture. ③ The accuracy of the non-linear models was significantly higher than that of the linear models. The R^2 of the prediction datasets of MLR-based linear models was only 0.59 and 0.71, while that of the RF-based non-linear models reached 0.86 and 0.91. ④ The distribution of soil moisture was influenced by both natural and artificial factors. The soil moisture content is $[0, 5)\%$ and $[5, 12)\%$ in the northeastern desert and shows cross-distribution in the southern farmland. Soil moisture is difficult to evaporate in the northern and central desert-oasis transition zones due to inhibiting factors such as the vegetation coverage and surface salt crust, with the content of $[15, 20)\%$ and $[20, 40)\%$ mostly.

Keywords: improved spectral index; satellite remote sensing; soil moisture; desert soils; southern Xinjiang arid zone

(责任编辑: 陈 理)