

基于高光谱与电磁感应技术的干旱区 绿洲土壤含水量反演研究

宁娟^{1,2}, 丁建丽^{1,2}, 杨爱霞^{1,2}, 苏雯^{1,2}, 李焕^{1,2}, 曹雷^{1,2},
缪琛^{1,2}, 地力夏提·艾木热拉^{1,2}

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

摘要:为实现干旱区绿洲土壤含水量的快速、准确监测,利用采集自渭干河-库车河绿洲的84个表层(0~10cm)土壤样本,通过利用电磁感应仪(EM38)将所测解译后数据代替实测土壤含水量数据,将高光谱反射率重采样为Landsat8卫星遥感波段反射率,在选取光谱特征参数、提取敏感波段的基础上,利用偏最小二乘回归(PLSR)方法建立土壤含水量模型,将最优估算模型应用于遥感影像,实现研究区土壤含水量遥感反演。研究结果表明:(1)利用EM38所测水平模式土壤表观电导率与土壤含水量拟合效果最优,能够代替实测土壤含水量进行后续建模分析。(2)相比3种单一的光谱特征指数,利用多种光谱特征指数所建土壤含水量估算模型的建模效果更优,其干、湿各季建模集决定系数 R^2 大于0.7,均方根误差(RMSE)均小于0.5%,RPD均大于2,能够作为有效手段估算干旱区绿洲土壤含水量。(3)不同季节土壤含水量遥感反演值与实测值决定系数 R^2 均大于0.6,均方根误差(RMSE)均小于0.6%,显示了较高的预测精度,证明利用电磁感应技术与高光谱相结合能够实现对于干旱区绿洲土壤含水量的精准、高效监测。

关键词:土壤含水量;高光谱;电磁感应仪;估算模型;干旱区绿洲

中图分类号:S152.7;S121 **文献标志码:**A

Inversion of soil moisture content in the oasis of arid areas using hyperspectral and electromagnetic induction instruments

NING Juan^{1,2}, DING Jian-li^{1,2}, YANG Ai-xia^{1,2}, SU Wen^{1,2}, LI Huan^{1,2},
CAO Lei^{1,2}, MIAO Chen^{1,2}, Dilixiati · Aimurela^{1,2}

(1.College of Resources and Environment Sciences, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China;

2.Key Laboratory of Oasis Ecosystem of Education Ministry, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830046, China)

Abstract: In order to realize rapid and accurate monitoring soil moisture content in the oasis arid areas, 84 soil samples from top soil (0~10cm) were collected from Weigan-Kuche oasis. Based on sensitive feature spectrum parameters selected by the spectral correlation with soil moisture content that measured by visible-near-infrared (VNIR) spectroscopy. The interpretation data by using the electromagnetic conduction (EM38) replaced the soil moisture content and the spectral reflectance of hyper spectral bands fit by simulation Landsat8 satellite remote sensing spectral reflectance as soil spectral reflectance. Models were established and the soil moisture content in the oasis arid areas of Weigan and Kuqa Rivers was estimated by using partial least squares (PLSR) analysis. The results showed following. (1) Soil apparent conductivity of EM38 level pattern had high correlation with soil moisture content and EC_H could be used as a surrogate for moisture content. (2) The optimal estimation model was variety of spectral characteristic index. The determination coefficient R^2 in dry and wet seasons were greater than 0.7, the root mean square error (RMSE) was less than 0.5% and RPD was greater than 2, this model can be used as effective

收稿日期:2017-02-17

修回日期:2018-01-15

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

作者简介:宁娟(1992—),女,新疆昌吉州人,硕士研究生,主要从事干旱区资源环境遥感研究。E-mail:nj012411@163.com。

通信作者:丁建丽(1974—),男,教授,博士生导师,主要从事干旱区生态环境遥感研究。E-mail:watarid@xju.edu.cn。

method to estimate soil water moisture of oasis in arid areas. (3) The correlation with soil moisture content of remote sensing inversion and laboratory measured was high, their determination coefficients R^2 were greater than 0.6, the root mean square error (RMSE) was less than 0.6%. It would be a precise and efficient method to monitor the soil moisture content in the oasis arid areas by combining with electromagnetic induction technology and hyperspectral.

Keywords: soil moisture content; hyperspectral; electromagnetic induction instrument; estimation model; oases of arid area

绿洲是干旱、半干旱地区一种独特的生态单元,依托水分条件,以荒漠为基质发育形成的各种植被生态体系,是维系干旱地区人类生存、活动与发展的基本场所^[1]。土壤含水量作为植物生长的重要基础,是气象、生态、农业等研究应用领域的主要参数之一,特别是在干旱、半干旱绿洲区域,在两个关键季节(干季和湿季),土壤含水量程度和状况往往有较大的差异,对该区域的农业发展具有不可忽视的影响^[2]。因此,如何高效、准确地获取关键季节的土壤含水量信息,对干旱、半干旱绿洲区域的生态与经济可持续健康发展起着至关重要的作用。

随着遥感技术的出现,解决了传统技术无法满足的大面积土壤含水量快速监测需求的瓶颈。其中,高光谱技术其光谱分辨率高、使地物在不同波长范围内的反射值有较大差异,从而为土壤含水量遥感定量反演提供了可能^[3]。国内的郑小坡等^[4]、王秀君等^[5]以及国外的 Pan M 等^[6]、Younis 等^[7]基于近地面高光谱来研究土壤含水量,其范围限于土壤含水量较高的区域,对于较低的土壤含水量难以准确地反演,这需要将遥感技术与其它技术相结合,综合进行定量研究。

电磁感应仪(EM38)因其具有快速、实时及非破坏性等优点,被广泛用于土壤理化性质的调查研究中。Hossain 等^[8]通过验证不同高度的 EM38 深度响应函数,建立了土壤体积含水量与土壤表观电导率的回归模型,对根区土壤含水量进行了较准确的预测。Misra R K 等^[9]、Huang J 等^[10]和蒋志云等^[11]分别在棉花地、农田和农牧交错带退耕地利用 EM38 测量土壤表观电导率,并与土壤含水量进行回归建模,结果显示土壤水分与土壤表观电导率(EC_a)具有显著相关性,且土壤含水量预测结果较可靠。目前,国内主要将电磁感应技术应用于土壤含盐量的测定、土壤盐分空间异质性分析以及土壤剖面电导率预测等方面^[12-4],土壤水分探测及预报方面并不多见,尤其是将电磁感应技术与遥感技术

相结合,对两个关键季节的土壤含水量进行精确反演,从而获取干旱区绿洲土壤含水量变化规律的研究报道较为少见。

本文以渭干河-库车河绿洲为研究对象,首先利用 EM38 所测得的土壤表观电导率与实测土壤含水量进行回归分析,将土壤含水量 EM38 解译值代替土壤含水量实测值,参与后续建模运算中。其次,从室外实测光谱与土壤含水量 EM38 解译值入手,采用光谱特征指数的方法选取敏感波段特征指数,利用偏最小二乘回归分析方法,建立高光谱土壤含水量预测模型。最终将 Landsat8 遥感影像各采样单元波段反射率代入预测模型,对土壤含水量状况进行反演,并对土壤含水量预测值进行精度评估,从而为精确、快速获取土壤含水量信息提供参考。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

渭干河-库车河绿洲位于新疆天山南麓、塔里木盆地北缘,隶属于阿克苏地区,包括库车、沙雅、新河三县,地理位置位于东经 $82^{\circ}10' \sim 83^{\circ}50'$,北纬 $41^{\circ}06' \sim 41^{\circ}40'$ 之间;属于温带大陆性干旱气候,天然植被以芦苇(*Phragmites australis*)、柽柳(*Tamarix ramosissima*)、骆驼刺(*Allhagi sparsifolia*)、花花柴(*Karelinacaspica*)和盐爪爪(*Kalidium gracile*)等为主。该区域的年均降水量仅有 43.1mm,而年均蒸发量高达 1992.0~2863.5mm,蒸发量远远大于降水量,干燥系数为 44.37,多年平均气温 $10.2 \sim 15.1^{\circ}\text{C}$,属于干旱与极端干旱地区。该区是库车、沙雅和新和三县经济发展的核心地带,经济结构以农业为主,属于典型的绿洲灌溉农业区,主要经济农作物以棉花、小麦、玉米为主。灌溉水源主要来自渭干河和库车河,此外还有少量的水来自塔里木河、泉水。由于地下水位高,土地下层构成物颗粒细,透水性差,造成该区土壤盐渍化现象比较普遍,主要表现在土壤次生盐渍化面积不断扩大、土壤肥力下降、沙丘移动等。

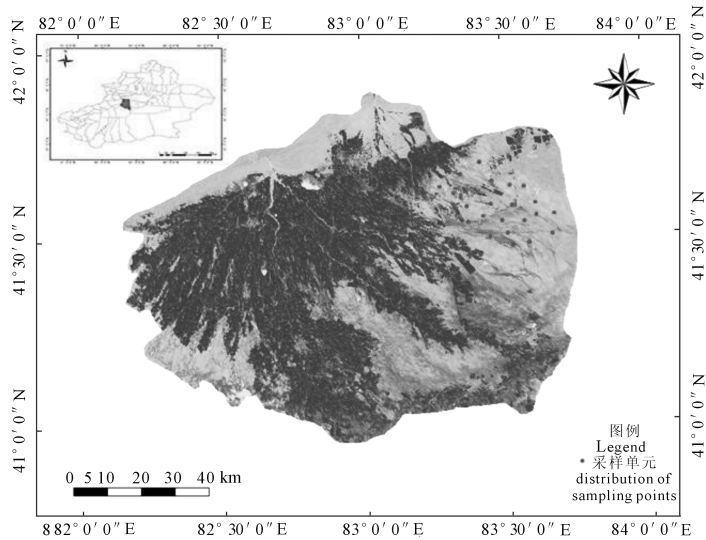


图 1 研究区地理位置图及采样单元分布图

Fig.1 Geographical position map of study area and distribution of sampling points

1.2 数据采集

野外样本采集时间是在 2015 年 4 月下旬和 9 月下旬,土壤样本的光谱采集是运用美国 ASD Field spec3 便携式地物波谱仪,其波长范围为 350 ~ 2500nm。观测时风力小于 3 级,云量小于 5%,且太阳辐射强烈,观测时间为北京时间 13 : 00~16 : 00。光谱测量时,光谱仪探测头垂直于土壤表面,距土样表面约 20cm,视场角为 25°^[15]。按照五点梅花状进行土壤样本的采集,每个土样采集 10 次,将每个土样测得的 10 条光谱平均得到该土样的实际光谱反射率,再将 5 个采样点之和求平均即得到采样单元的土壤光谱反射率。在光谱数据测量结束后,运用 EM38 电磁感应仪,获取每个采样单元的表观电导率数据,每个采样单元选取测量点 49 个,将 49 个点测量值的平均值作为该采样单元表观电导率的真实值。测量结束后,取土壤表层 0~10cm 的土样带回实验室,各采样单元的土壤实测数据值均为一个采样单元内 5 个采样点之和求平均,用烘干箱将土样烘干并测定土壤含水量。实验最终获取的采样单元有 84 个,下文统称为样本,如图 2 所示。

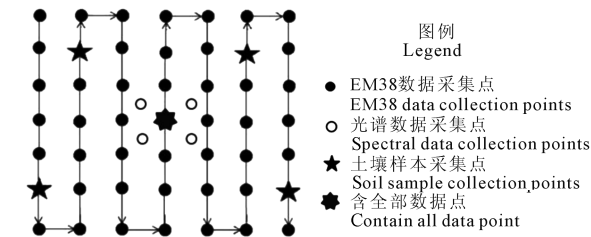


图 2 采样单元 EM38 测量

Fig.2 The measurement points at a site

1.3 数据预处理

1.3.1 实测高光谱数据预处理 运用 ViewSpecPro 软件对土壤样本的反射光谱进行平均值的计算,得到土壤样本的光谱反射率,为了突出光谱特征值,消除噪声的影响,运用 OriginPro 9.0 软件,选用 Savitzky-Golay 滤波平滑法对土壤光谱反射率进行平滑去噪处理,同时剔除水汽吸收影响严重的波段,剔除的波段为:1346~1462,1796~1970 和 2406 ~2500nm。

1.3.2 遥感数据获取和预处理 本研究采用 Landsat8 的 OLI_TRIS 数据,轨道号为 145/031,获取时间分别为 2015 年 4 月 26 日和 2015 年 9 月 17 日。选取 OLI 传感器的前 7 个波段影像,采用 ENVI 下的 FLAASH 模块对影像进行大气辐射校正。接着以经过几何精校正的 2010 年遥感影像图为基准,对 2015 年 4 月和 2015 年 9 月的影像进行校正,误差均在 0.5 个像元以内。

1.4 光谱数据的建模方法

光谱重采样是指将地面实测或波谱库的光谱数据匹配到其它已知传感器的波谱或波谱源中^[16]。本文将 ASD 光谱仪所测得的光谱反射率重采样为 Landsat8 反射率,从而进行模型的遥感反演。在前人研究的基础上^[17],本文采用对与 Landsat8 相应的波段进行均值处理的方法,获取与 Landsat8 各波段相对应的实测高光谱反射率值,参与接下来的光谱特征指数提取,光谱重采样方法如表 1 所示。建模采用特征指数法以及偏最小二乘回归方法 (partial least square regress,PLSR)。

特征指数法是地物参数进行遥感反演的一种

常用方法,通过特定的波段组合可以消除背景噪声的影响,从而提高地物参数遥感反演的精度^[18]。在不同的特征指数法中,比值形式 A/B 、差值形式 $A-B$ 和归一化形式 $(A-B)/(A+B)$ 这 3 种特征指数,由于运算简便被广泛使用,本文分别对两两波段进行以上 3 种特征指数提取,为后续土壤含水量建模提供光谱参量。

偏最小二乘回归方法是将主成分分析和方差分析引入传统的回归分析中,在自变量存在严重多重相关性的条件下以及样本点个数少于变量个数的条件下,能够通过筛选出对因变量具有最佳解译能力的成分,剔除无解译能力的信息,从而提高模型的反演精度。

表 1 光谱重采样方法

Table 1 Spectrum of resampling method		
Landsat 波段号 Band of landsat	实测高光谱波段 Band of hyperspectral/nm	实测高光谱反射率均值 Mean of hyperspectral reflectance
海岸波段 Band 1, Coastal	433~453	R _{433~453}
蓝色波段 Band 2, Blue	450~515	R _{450~515}
绿色波段 Band 3, Green	525~600	R _{525~600}
红色波段 Band 4, Red	630~680	R _{630~680}
近红外波段 Band 5, NIR	845~885	R _{845~885}
短波红外波段 Band 6, SWIR 1	1560~1660	R _{1560~1660}
短波红外波段 Band 7, SWIR 2	2100~2300	R _{2100~2300}

1.5 估测模型构建及验证

本文采用干、湿季土壤样本共 84 个,其中建模样本集 56 个,验证样本集 28 个。将波段平均反射率按上述 3 种方式进行波段组合,选择出与土壤含水量相关性大的光谱参数,在 The Unscrambler 10.3 软件中,利用偏最小二乘回归方法对土壤含水量进行预测估计。检验模型精度的指标为统计量 F 值、决定系数 R^2 、建模集决定系数 R_{c2} 、验证集决定系数 R_{p2} 、建模集均方根误差 (RMSE_c)、验证集均方根误差 (RMSE_p) 以及残留预测偏差 (RPD)。当统计量 F 值大于理论临界值 F_{α} 时,估算方程显著,且 F 值越大, R^2 越高, RMSE 越小,表明模型估算的准确性越高,反之则模型估算的准确性越差。RPD 是统计预测值和实测值相关性大小的指标,是样品实测值的标准差 (SD) 与 RMSE 的比值。当 RPD 小于 1.4 时,模型预测精度极差;当 RPD 在 1.4~2.0 时,预测精度尚可;当 RPD 大于 2.0 时,预测精度极佳^[19]。

1.6 遥感影像反演方法

在遥感影像上获取的采样点光谱反射率中,土

壤和植被的光谱反射率会同时存在于像元中,然而土壤含水量高光谱估算模型是只考虑纯土壤的一种估算模型,因此为了提高土壤含水量遥感反演的精度,需剔除遥感影像上的植被光谱信息。

目前,线性模型是使用较广泛的混合像元分解模型,其中又以像元二分模型最为常见^[20]。本文就利用像元二分模型对原始影像中的植被光谱信息进行剔除,从而准确获取土壤光谱反射率。剔除植被光谱后的像元二分模型为:

$$r_{sa} = (r_a - F_v r_{va}) / F_s \tag{1}$$

$$F_s = 1 - F_v \tag{2}$$

$$F_v = (NDVI - NDVI_{min}) / (NDVI_{max} - NDVI_{min}) \tag{3}$$

式中, r_a 为混合像元光谱反射率; r_{sa} 和 r_{va} 分别为土壤和植被在波段 a 时的光谱反射率; F_v 和 F_s 分别为植被和土壤所占像元比例。NDVI_{min} 和 NDVI_{max} 分别为遥感影像上的 NDVI 最小值和最大值。

先将遥感影像上 NDVI 值小于 0 的水体去除,再计算出影像中 NDVI_{min} 和 NDVI_{max},运用上述公式,计算出像元中的土壤光谱反射率。通过对遥感影像进行混合像元分解处理,剔除植被光谱干扰,得到遥感影像土壤光谱反射率值,运用到后续遥感建模反演土壤水分的工作中。

2 结果与分析

2.1 EM38 数据解译

EM38 测量原理主要是依靠仪器前端的接受线圈,接受仪器后端的发射线圈所产生的原生磁场及次生磁场,通过建立原生磁场及次生磁场的相对关系,从而获得土壤综合表观电导率 EC_a 。EM38 包含垂直偶极和水平偶极两种探测模式,其探测深度分别为 1.5m 和 0.75m,测得的垂直与水平土壤表观电导率分别为 EC_v 和 EC_h 。分别对研究区干季 42 个、湿季 42 个 EM38 采样单元的表观电导率测定值 EC_v 和 EC_h 进行相关性分析,如图 3 所示,二者的相关性较高,表明 EM38 测定数据准确,研究结果可信度较高。

分别以干季 42 个、湿季 42 个土壤含水量为因变量,以 EM38 垂直模式与水平模式测得的土壤表观电导率为自变量,建立干、湿季节下的土壤水分回归模型。由图 4 可看出,无论是干季还是湿季,土壤水分与 EC_v 和 EC_h 存在较好的非线性关系,相关系数 R^2 均达到 0.65 以上,其中,对于研究区干、湿两季的土壤含水量拟合效果最好的均是以 EC_h 为自变量的指数回归模型,因此,本文后续所用的土壤含水量均是由该模型计算得出。

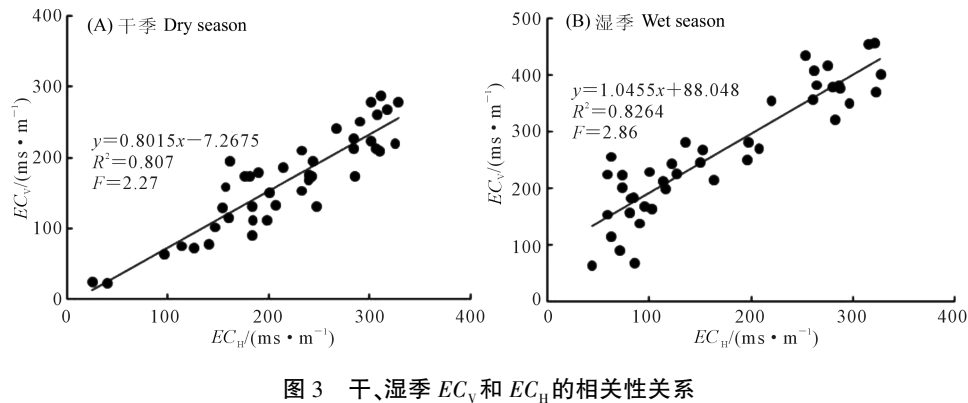


图 3 干、湿季 EC_V 和 EC_H 的相关性关系

Fig.3 Relationship between electromagnetic apparent conductivity EC_V and EC_H in dry and wet seasons

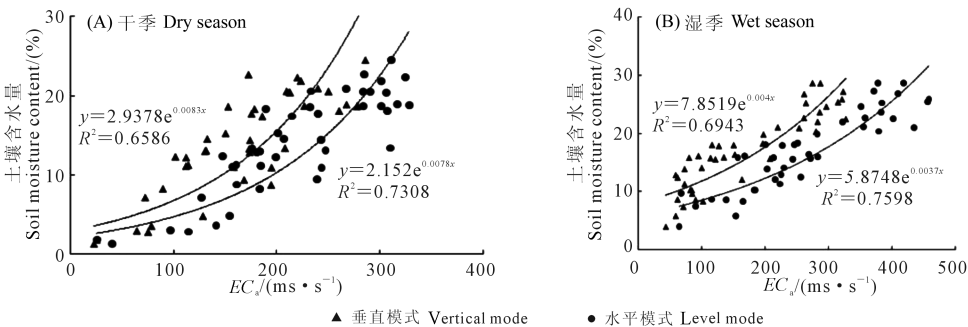


图 4 干、湿季实测土壤含水量与土壤表观电导率 EC_V 和 EC_H 的指数回归模型

Fig.4 Regression and exponential regression model between EC_V and EC_H in dry and wet seasons

2.2 土壤含水量高光谱建模分析

通过表 1 高光谱重采样得到的波段数据,利用比值形式 A/B 、差值形式 $A-B$ 和归一化形式 $(A-B)/(A+B)$ 3 种单一光谱特征指数,对高光谱反射率进行计算。通过相关性分析,选取通过 0.05 显著性检验的光谱参数,最终利用比值形式 A/B 得到 28 个敏感光谱参数、利用差值形式 $A-B$ 得到 20 个敏感参数、利用归一化形式 $(A-B)/(A+B)$ 得到 32 个敏感参数。

分别利用干季 42 个、湿季 42 个经 EM38 解译的土壤含水量数据作为因变量,3 种单一光谱特征指数获取的敏感波段参数作为自变量,运用 PLSR 方法,分别建立干、湿季土壤含水量高光谱估测模型,结果如表 2 所示。在湿季,3 种单一光谱特征指数建立的模型和利用差值形式 $A-B$ 建立的土壤含水量模型,建模精度最高, R_{c2} 为 0.662 和 R_{p2} 为 0.583,这可能是由于本研究区纬度较低,虽然处于秋季,但日照时间长,土壤含水量较高。在干季,利用归一化形式 $(A-B)/(A+B)$ 所建立的土壤含水量预测模型,建模集及预测集的决定系数 R^2 最高, R_{c2} 为 0.616 和 R_{p2} 为 0.543,这可能是由于该季节为研究区的春早期,降水稀少,蒸发强烈,该区域土壤表

层含水量较低所致。

由于研究区采样点大多处于绿洲荒漠交错带,比值、差值、归一化这 3 种单一的光谱特征指数所构建的土壤含水量高光谱预测模型,在一定程度上很可能反映研究区实际的土壤水分含量。因此,接下来本文尝试将比值、差值、归一化 3 种单一的光谱特征指数结合起来,干、湿季分别选取 40 个和 41 个光谱参量,建立基于多种光谱特征指数的土壤含水量模型。从表 2 中可以看出,利用多种光谱特征指数建立的模型,建模精度与 3 种单一光谱特征指数相比,建模集与验证集的决定系数 R^2 均有了显著提高。湿季的 R_{p2} 达到 0.715,干季 R_{p2} 达到 0.679;均方根误差 $RMSE$ 也有较大幅度的减少, $RMSE_p$ 为 0.455%,干季的 $RMSE_p$ 为 0.524%;干、湿季 RPD 分别为 2.28 和 2.13,模型均达到较高预测精度。

如图 5 所示,基于多种光谱特征指数所建土壤含水量预测模型,干、湿季的 R_{p2} 均高于 0.6, $RMSE_p$ 低于 0.6%,PRD 大于 2,并且土壤含水量预测值与实测值都大致均匀地分布在 1 : 1 线附近,证明利用多种光谱特征指数能够作为有效手段估算干旱区绿洲土壤含水量。

表 2 土壤含水量偏最小二乘回归模型

Table 2 Partial least square regression model for soil moisture content

季节 Season	光谱参数 Spectral parameters	建模集 Modeling set		验证集 Validation set		
		R_{c2}	$RMSE_c/\%$	R_{p2}	$RMSE_p/\%$	RPD
干季 Dry season	比值 Specific value	0.413	0.754	0.376	0.811	1.12
	差值 Difference value	0.530	0.625	0.455	0.715	1.32
	归一化 Normalized value	0.616	0.539	0.543	0.574	1.64
	多种光谱特征指数 Multispectral characteristic index	0.754	0.479	0.679	0.524	2.13
	比值 Specific value	0.464	0.676	0.396	0.755	1.02
湿季 Wet season	差值 Difference value	0.662	0.41	0.583	0.551	1.79
	归一化 Normalized value	0.536	0.581	0.460	0.617	1.44
	多种光谱特征指数 Multispectral characteristic index	0.827	0.317	0.716	0.455	2.28
	比值 Specific value	0.464	0.676	0.396	0.755	1.02

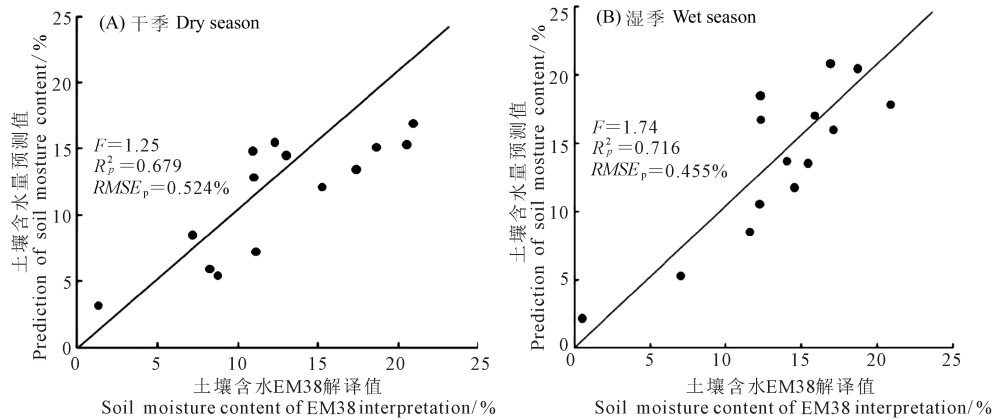


图 5 干、湿季土壤含水量 EM38 解译值与土壤含水量预测值相关关系

Fig.5 Relationship between soil moisture content of EM38 interpreted and model predicted

2.3 土壤含水量遥感反演

在遥感影像上确定野外采集的 84 个采样点,将各个采样点的对应波段反射率代入多种光谱特征指数模型中,从而反演研究区土壤含水量分布。从图 6 可看出,绿洲内部土壤含水量高于绿洲外围,湿季的土壤含水量明显高于干季,干季土壤含水量大部分都低于 15%,而在湿季土壤含水量大部分都高于 15%。在干季,绿洲北部土壤持水能力较强,因此该区域土壤含水量较高,而在绿洲南部及外围区域,由于降水稀少,植被覆盖度低,导致该区域土壤含水量较低;湿季土壤含水量明显增加,在绿洲内部,由于降水充沛,加上人工灌溉频繁,植被覆盖度较高,因此绿洲内部土壤含水量较高,而在绿洲外

围,植被稀少,土壤质地主要以粉砂壤土为主,其土壤孔隙度小,透水性差,持水能力差,因此该区域土壤水分含量较低。这与研究区实际情况相一致。

利用遥感影像中反演的采样点土壤含水量,与实际采样点土壤含水量做精度检验,如图 7 所示,干季土壤含水量统计量 F 值为 1.38,预测决定系数 R^2 为 0.610, $RMSE$ 为 0.638%,湿季土壤含水量统计量 F 值为 1.60,预测决定系数 R^2 为 0.695, $RMSE$ 为 0.601%,依据上文精度评价标准可知,干、湿季土壤含水量预测模型精度较高,证明利用电磁感应技术与高光谱相结合能够对土壤含水量进行较精确的反演。

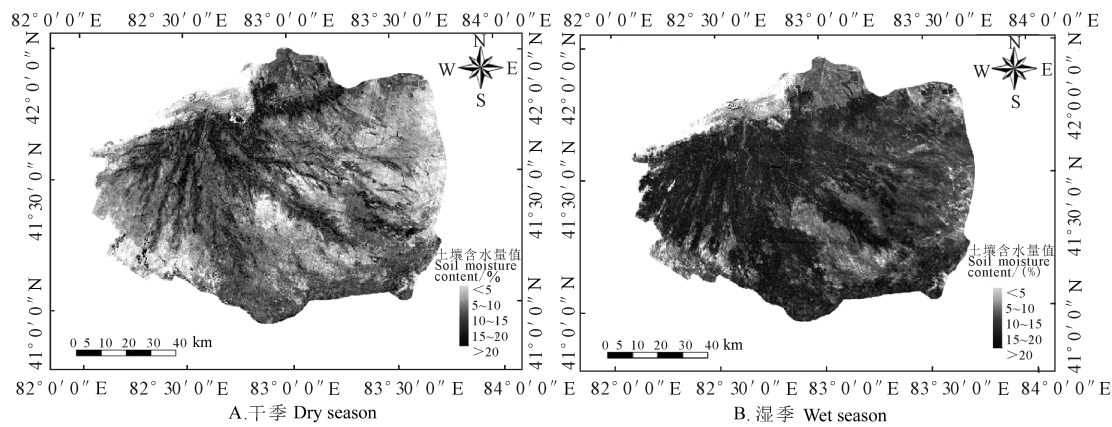


图 6 干、湿季土壤含水量遥感反演空间分布图

Fig.6 Spatial distribution patterns of apparent soil moisture content across the study area during two critical seasons of dry and wet based on remote sensing inversion

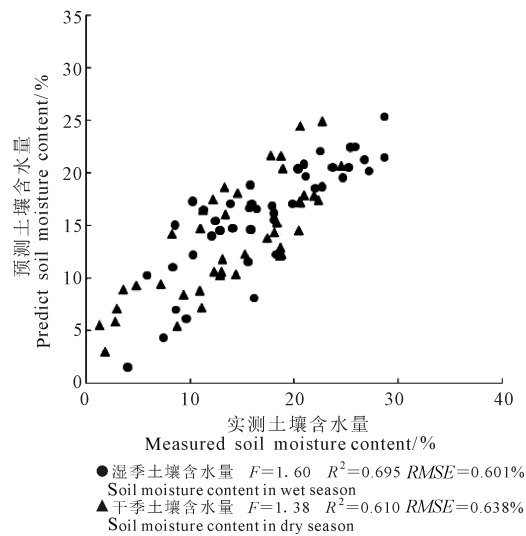


图 7 土壤含水量实测值与遥感反演值的比较

Fig.7 Comparison between the soil moisture content based on remote sensing inversion and measurements

3 结 论

本文通过对 EM38 所测电导率与干、湿季土壤含水量进行相关性分析,并建立指数回归模型,将 EM38 水平模式解译的土壤含水量作为后续建模因变量,再将高光谱数据重采样为 Landsat8 反射率,并进行光谱特征指数提取。通过选择敏感波段,确定特征参数作为模型自变量,利用偏最小二乘方法进行土壤含水量高光谱模型估算,最终实现遥感与近感相结合的干旱区土壤含水量空间分布反演研究。所得结论如下:

(1)通过对研究区干、湿季 EM38 电导率与实测土壤含水量的相关性分析,表明干、湿季 EM38 水平模式土壤表观电导率与土壤含水量所建指数模型精度较高,相关系数 R^2 均达到 0.65 以上。因此,利用 EM38 水平模式所解译出的土壤含水量作为后续

建模因变量是可行的。

(2)对重采样的高光谱数据,提取干、湿季敏感特征参数共 81 个,利用偏最小二乘回归方法,将比值、差值、归一化以及多种特征光谱参数分别作为自变量,将 EM38 解译出的土壤含水量作为因变量,建立研究区干、湿季土壤含水量高光谱估算模型。最优模型为利用多种光谱特征指数所建土壤含水量估算模型,其干、湿季的 R_{c2} 大于 0.7,并且 R_{p2} 大于 0.6, $RMSE$ 均小于 0.5%, RPD 均大于 2,证明该模型能够较精确地对干旱区绿洲土壤含水量进行估算。

(3)利用遥感反演土壤含水量分布,结果表明干季土壤含水量大部分都低于 15%,而在湿季土壤含水量大部分都高于 15%,绿洲内部由于土壤持水能力强且灌溉频繁,因此土壤含水量高于绿洲外围,这与研究区实际情况相一致。将遥感影像中反演的采样点土壤含水量与实际采样点土壤含水量做相关性分析,结果发现,干、湿季土壤含水量反演精度较高,决定系数 R^2 均大于 0.5,且 $RMSE$ 均小于 0.7%。表明在干旱区绿洲,将电磁感应技术与高光谱技术相结合能够实现对土壤含水量的精准、高效监测。

本文尝试利用 EM38 水平模式表观电导率解译数据代替实测土壤含水量数据,结合三种单一的光谱特征指数建立土壤含水量预测模型,其结果符合实际土壤含水量分布规律,对于电磁感应技术与高光谱技术相结合监测土壤含水量的方法,进行了初步的探索研究。单一的光谱特征指数所构建的土壤含水量高光谱预测模型,在一定程度上较难反映研究区实际的土壤水分含量,因此本文尝试利用多种光谱特征指数建立预测模型,预测精度有所提高。由于本文仅利用单 1a 的实测数据,因此土壤含水量预测模型具有一定的局限性,在今后的研究中尽量采用多年实验数据,以期实现区域土壤含水量

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 4 – 2450.

[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城干湿状况[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)