

基于光谱指数的绿洲农田土壤含水量无人机高光谱检测

王敬哲^{1,2}, 丁建丽^{1,2*}, 马轩凯³, 葛翔宇^{1,2}, 刘博华^{1,2}, 梁静^{1,2}

(1. 新疆大学资源与环境科学学院 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;

2. 新疆大学绿洲生态教育部重点实验室, 乌鲁木齐 830046;

3. 新疆联海创智信息科技有限公司, 乌鲁木齐 830011)

摘要: 土壤含水量 (Soil Moisture Content, SMC) 是发展精细灌溉农业的重要参数, 因此对其进行精确估测是十分必要的。本研究选取新疆阜康绿洲小块农田为研究对象, 基于无人机 (Unmanned Aerial Vehicle, UAV) 平台搭载的高光谱传感器获取的影像数据, 基于 Savitzky-Golay (SG) 平滑后的一阶微分 (First Derivative, FD)、吸光度 (Absorbance, Abs), 连续统去除 (Continuum Removal, CR) 3 种不同预处理方法, 共获取了 SG、SG-FD、CR、Abs 及 Abs-FD 共计 5 种预处理后的高光谱影像, 探索不同预处理下的差值指数 (Difference Index, DI)、比值指数 (Ratio Index, RI)、归一化指数 (Normalization Index, NDI) 及垂直植被指数 (Perpendicular Vegetation Index, PVI) 与 SMC 的关系, 并在遴选出最优指数及预处理方案的基础上构建干旱区绿洲农田 SMC 高光谱定量估算模型。结果表明: 预处理在不同程度上提高了光谱指数与 SMC 的相关性, 其中基于 Abs-SG 预处理的 PVI_(R644, R651) 表现最优, 相关系数为 0.788, 据此构建的三次拟合函数表现最优。基于不同预处理方案下多变量 SMC 估算模型效果在消噪的基础上, 更为深度地挖掘了光谱信息, 减少了单一光谱指数造成的误差, 提升了模型的定量估测效果。Abs 模型预测精度亦最为突出, 其 $R_c^2 = 0.80$, $RMSE_c = 2.42\%$, $R_p^2 = 0.91$, $RMSE_p = 1.71\%$ 。本研究构建的 SMC 估算模型减少了单一变量模型的误差; 在规避过拟合现象的同时, 提升了模型的定量估测效果, 为土壤水分状况天地空一体化遥感监测提供了崭新的视角和方案。

关键词: 高光谱; 土壤含水率; 无人机; 遥感; 光谱指数

中图分类号: S152.7; TP79

文献标识码: A

Detection of Soil Moisture Content based on UAV-derived Hyperspectral Imagery and Spectral Index in Oasis Cropland

WANG Jingzhe^{1,2}, DING Jianli^{1,2*}, MA Xuankai³, GE Xiangyu^{1,2}, LIU Bohua^{1,2}

LIANG Jing^{1,2}

(1. Key Laboratory of Smart City and Environment Modelling of Higher Education Institute, College of Resources and Environment Science, Xinjiang University, Urumqi 830046, China

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

3. Xinjiang Lianhaichuangzhi Information Technology Co., Ltd, Urumqi 830011, China)

Abstract: Soil moisture content (SMC) is one of the most critical soil components for successful

收稿日期: 2018-06-14 修订日期: 2018-06-26

基金项目: 国家自然科学基金项目资助 (编号: 41771470、41661046)

作者简介: 王敬哲(1992—), 男, 博士生, 主要研究方向为陆地遥感与全球变化。E-mail: wjzf-682@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

plant growth and land management, particularly in arid and semi-arid areas. In existing researches, it was determined by a conventional method based on oven drying of samples collected from fields. This study aimed to bring First Derivative (FD), Absorbance (Abs) and CR (Continuum-Removal) algorithm into the preprocessing of hyperspectral data based on the initial Savitzky-Golay (SG) smoothing. With SMC data and UAV (Unmanned Aerial Vehicle) platform derived imaging hyperspectral imagery collected from the cropland in Fukang Oasis, Xinjiang Uyghur Autonomous Region, China. Then, the raw hyperspectral reflectance data were transformed into five preprocessing, i.e., SG, SG-FD, CR, Abs, and Abs-FD. In addition, the relationships between SMC and pretreated DI (Difference Index), RI (Ratio Index), NDI (Normalization Index) and PVI (Perpendicular Vegetation Index) were discussed. We also computed the correlation coefficients between each spectral index and SMC. Based on the optimal spectral index and pretreatment scheme, the hyperspectral quantitative estimating model was constructed for the dictation of SMC in oasis cropland in arid area. The results showed that the correlation between pretreated spectral index and SMC was improved to some extent, and the PVI_(R644, R651) based on Abs-SG preprocessing was best with the correlation coefficient of 0.788. The cubic fitting function is optimal. On the basis of noise elimination, the multivariable SMC estimation model based on different preprocessing scheme could detect much finer spectral information from reflectance data, reduce the error caused by the single spectral index, and further improve the quantitative estimation effect of the model. The prediction accuracy of the Abs model was most prominent, with $R_c^2 = 0.80$, $RMSE_c = 2.42\%$, $R_p^2 = 0.91$, $RMSE_p = 1.71\%$. The effect of the SMC estimation model constructed in this study is based on the preprocessing and noise elimination. In the current study, the constructed SMC estimation model could reduce the error of the independent single variable; and further resolve the problem of over fitting. The model could be used for hyperspectral mapping and estimating performance of it was satisfied. This study could provide a novel perspective and scheme for the remote sensed detection of soil water condition, especially in the arid and semi-arid areas.

Key words: hyperspectral; soil moisture content; unmanned aerial vehicles (UAV); remote sensing; spectral index

引言

土壤含水量(Soil Moisture Content, SMC)是土壤的重要物理参量,也是土壤团粒结构及养分状况的关键制约因素^[1-3]。SMC会影响土壤理化生理过程,并且是影响全球生态环境,水文和气候变化模式的关键变量^[4]。了解确切的农田土壤水分状况,可以更为有效地管理农田的灌溉系统,有针对性的在作物生长的关键阶段改善土壤水分状况以提高农作物的产量和质量^[5-6]。SMC是限制区域绿洲内部作物生长和的主要因子,加之近年来逐渐增强的人类活动导致了区域性的SMC失衡并加剧了绿洲内部的土壤盐渍化^[7-9]。因此,获取精确的土壤SMC信息对于作物长势监测、估产、指导合理灌溉决策及土壤干旱程度的监测具有重要的实际意义。

遥感尤其是高光谱技术的迅猛发展使得在大尺度且高效率地获取SMC信息成为可能,国内外研究学者亦开展了大量有益探索^[10-13]。其中,植被冠层光谱可以反映植被的长势状况及健康程度,植物在不同土壤水分胁迫条件下其光谱特性也会随之改变。陈文倩等基于原位获取的植被反射率数据,构建了干旱区绿洲SMC与植被光谱指数之间的估算模型,表明利用植被光谱特性对干旱区SMC进行数据挖掘是可取的^[14]。而光谱指数通过光谱波段之间简单的组合,即可建立起指数与相应地物参量间的相关关系并进行高光谱定量估算,成为近年来

的研究热点^[15-18]。Stagakis等基于多期遥感影像对比了传统的光化学反射指数(Photochemical Reflectance Index) PRI_{R570} 与修正后的 PRI_{R515} 对柑橘园的水分胁迫状况估算精度的对比, 并进行了空间制图^[19]。Zhou等利用已有的13种的植被指数对水稻产量进行了估算, 指出基于800 nm与720 nm波段的反射率数据所建立的归一化植被指数具有最好的效果^[20]。但这些光谱指数主要基于原始光谱反射率所构建, 未经预处理的原始数据仅反映了单纯的光谱信息, 难以进行深入挖掘。而高光谱数据的预处理可以在一定程度上消除外界噪声, 增强光谱特征, 改善非线性关系进而提高地物参量估算模型的精度^[21-22]。

基于此, 本研究选取新疆阜康绿洲小块农田为研究对象, 基于无人机(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)平台搭载的高光谱传感器获取的影像数据, 探索不同预处理下的光谱指数与SMC的关系, 并在此基础上构建干旱区绿洲农田SMC高光谱定量估算模型, 以期提高区域SMC的估算精度, 为土壤水分状况遥感监测提供新思路及干旱区精准农业的进一步发展提供科学参考。

1 研究区概况

本研究所选取的田块设置在新疆维吾尔自治区阜康市(87°51'15"E, 44°21'14"N)。该区域地处阜康绿洲和北缘的古尔班通古特沙漠的过渡地带, 属典型的温带大陆性荒漠气候, 多年平均降水量不足 200 mm 且分布不均; 年平均气温约为 7.1°C; 年无霜期可达 175 d, 熟制一般为一年一熟^[23]。区域主要土壤类型为灌溉灰漠土与灌耕土, 其有机质含量相对较低(1.2%-1.5%), 田块内种植的作物为冬小麦^[24]。

2 材料与方法

2.1 UAV 遥感数据获取

本研究选取的飞行平台为DJI Matrice 600 Pro[®] (深圳市大疆创新科技有限公司, 中国)六旋翼无人机, 利用搭载的Headwall公司Nano-Hyperspec[®]高光谱传感器(Headwall Photonics Inc., Bolton, MA, USA)获取区域的高光谱成像数据(图1)。Nano-Hyperspec机载高光谱成像光谱仪的波段范围为400—1000 nm, 光谱分辨率为6 nm, 重采样间隔为2.2 nm, 包含270个光谱通道和640个空间通道, 具备VIS-NIR (Visible and Near Infrared Red) 区间内全画幅成像的特点, 同时集成了GPS与IMU (Inertial Measurement Unit) 模块, 可同步获取UAV的实时姿态信息。100 m 航高下, 焦距为12 mm的Nano-Hyperspec传感器可获取640×480像素的高光谱影像, 空间分辨率约为4 cm。野外作业前5日内无降水与人工干扰, 以确保数据的客观性。于2018年4月17日(冬小麦返青期)进行了UAV遥感数据的获取, 高光谱影像的采集于北京时间15:00在田间上空进行, 天气晴朗无风, 视野良好。起飞前对传感器进行暗电流校正及白板校正, 数据采集完成后利用Hyperspec III及Headwall SpectralView软件完成数据后处理及正射校正。

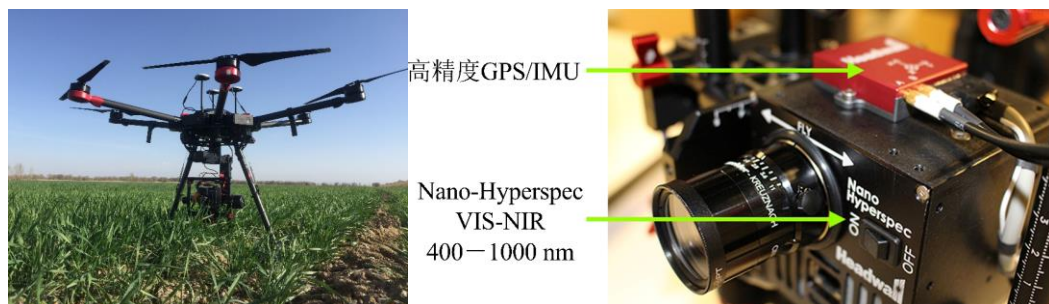


图1 无人机平台及机载高光谱传感器

Fig.1 UAV platform and airborne imaging hyperspectral sensor

2.2 SMC 数据获取

土壤样品的采集与UAV空中作业同步开展,在农田内均匀取70个采样小区(0.5 m×0.5 m)并利用GPS记录每个采样区域的位置。各点土壤样品围绕小麦植株采用四点法混合采集,取样深度为0~10 cm,并用铝盒对土壤样品进行密封保存。实验室处理时,铝盒样品采用室内烘干法(105℃的恒温箱,48 h)得到70个样点SMC数据,用于SMC高光谱定量估算模型的构建与精度验证。样本划分基于Kennard-Stone (K-S)算法进行,选取50个样点作为建模集,20个样点作为验证集。

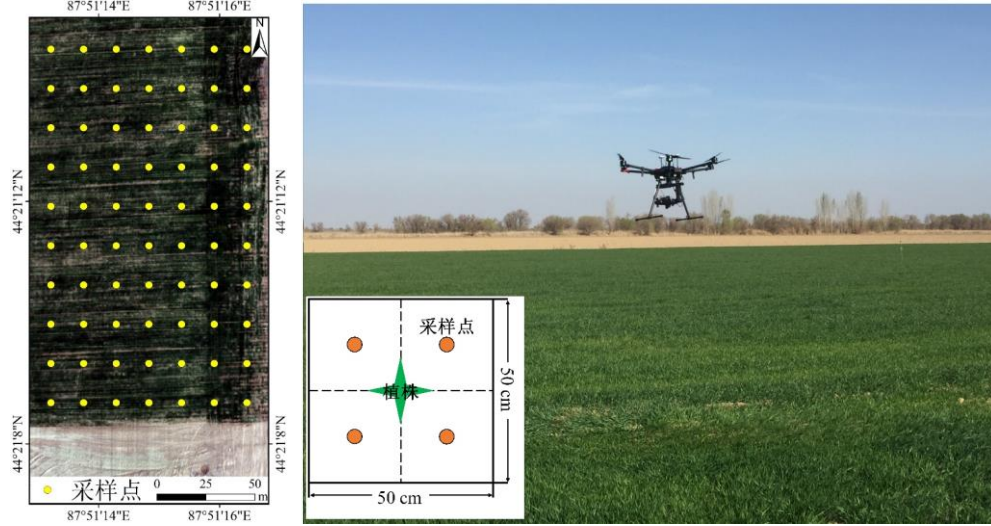


图2 采样点分布图及UAV作业现场

Fig.2 Distribution of sampling sites and application scene of UAV over the cropland

2.3 数据处理及指数构建

高光谱数据预处理对深度挖掘光谱数据进而改善建模精度至关重要^[25]。光谱仪主要由光电转换,传输和处理系统组成。其内部的每个模块都不同程度的产生噪声,而真实的地物光谱信息都不可避免地受到噪声的影响,需要对其进行检测并去除^[13]。因此,本研究在Matlab R2012a环境下基于Savitzky-Golay (SG)滤波器对高光谱影像进行了平滑(2阶多项式+5点移动平均)。

一阶微分(First Derivative, FD)、吸光度(Absorbance, Abs),连续统去除(Continuum Removal, CR)等方法处理是当前光谱分析领域行之有效的预处理方法,可以在一定程度上消除背景噪声,增强光谱吸收与反射特征^[22, 26]。有效的预处理有助于捕捉光谱数据中细微的差异,提高地表参数的估计精度。基于此,在获得经过SG平滑的高光谱影像后,基于IDL+ENVI平台对原始数据进行FD、Abs、CR预处理并提取每个采样小区的平均光谱数据,为后续光谱指数与SMC模型的构建奠定基础。

光谱指数法可以有效的筛选出已有高光谱数据中的最佳波段组合,它不仅可以消除环境背景噪声,同时相较于单一波段具备更明显的敏感性。为了充分挖掘光谱数据,本研究在前人研究基础上选取差值指数(Difference Index, DI)、比值指数(Ratio Index, RI)、归一化指数(Normalization Index, NDI)及垂直植被指数(Perpendicular Vegetation Index, PVI) 4种光谱指数,进而选取用于估算SMC的最佳波段^[13, 27]。指数的数学表达式如下:

$$DI_{(R_i, R_j)} = R_i - R_j \quad (1)$$

$$RI_{(R_i, R_j)} = R_i / R_j \quad (2)$$

$$NDI_{(R_i, R_j)} = (R_i - R_j) / (R_i + R_j) \quad (3)$$

$$PVI_{(R_i, R_j)} = (R_i - 1.163R_j - 0.017) / (\sqrt{1 + 1.163^2}) \quad (4)$$

式中, R_i 和 R_j 是高光谱传感器工作波段范围 (400—1000 nm) 内任意获取的第 i 波段及第 j 波段的光谱反射率。光谱指数与SMC的拟合关系采用相关系数 R 及决定系数 R^2 作进行评价, 两者间的相关性等值图及最优指数的遴选使用Matlab R2012a完成。

2.4 模型的建立及验证

基于3种不同预处理方法, 本研究共获取了SG、SG-FD、CR、Abs及Abs-FD共计5种预处理后的高光谱影像, 并在此基础上分别进行指数遴选。本研究的模型构建分为两个层面: 1) 基于最优指数的单一模型; 2) 基于最优预处理方案的综合指数模型。通过对比各模型的均方根误差 (root mean square error, RMSE)、决定系数 (coefficient of determination, R^2) 及相对分析误差 (relative prediction error, RPD) 对模型精度进行评价及优选。其根据RPD的分级标准: $1.40 \leq RPD < 2.00$ 表示模型预测效果可接受, 但有待进一步改进; 而 $RPD \geq 2.00$ 表示模型的稳健性与预测能力俱佳^[22]。

3 结果与分析

3.1 SMC 统计分析

所采集的土壤样本的 SMC 的平均含量为 18.35%, 标准差为 4.08%。所选取的建模集 (9.17%—28.22%) 和验证集 (11.08%—27.24%) 的 SMC 平均值分别为 18.31%和 18.42%。由标准差(Standard Deviation, SD)可知, 基于 K-S 算法所划分出的建模集和验证集均保持与 SMC 全样本集相似的统计分布 (图 3)。在确保样本具有代表性的同时, 避免了在模型构建和验证中的潜在有偏估计。

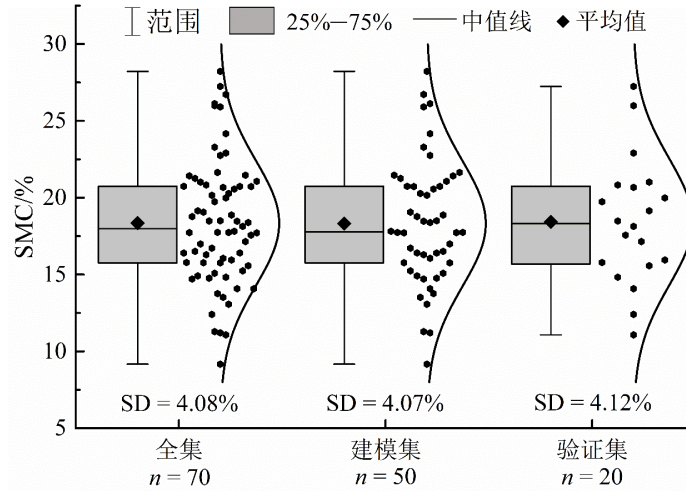


图 3 样品 SMC 数据的统计特征

Fig.3 The descriptive statistical results of SMC

3.2 光谱指数与 SMC 相关性分析

在获取SG、SG-FD、CR、Abs及Abs-FD共计5种预处理后的高光谱影像后, 本研究提取 70个样点的不同预处理后的光谱反射率数据 (图4)。基于Matlab软件联合400—1000 nm范围内任意获取的两个波段计算了不同预处理方案下DI、RI、NDI和PVI与SMC的相关性, 并利用相关系数 (coefficient of correlation, r) 检验其有效性。如表1所示, 本研究所建立的20个光谱指数与SMC在0.001水平上全部通过了显著性检验 (阈值为 ± 0.380)。就未经预处理的SG光谱数据而言, 构建的DI、RI、NDI和PVI的 $|r|$ 分布范围在0.724到0.784之间。

SMC对预处理过后的光谱指数展现出极强的敏感性, 其中基于Abs-SG处理的DI与PVI和CR处理的RI与NDI相关 $|r|$ 均在0.748以上, 表现最为突出。由此表明, 不同的预处理方案在不同程度地提高了光谱指数与SMC之间的相关性, 最优指数为基于Abs-SG预处理后的PVI ($r =$

0.788)。图5为SMC与上述4个最优预处理光谱指数的决定系数二维等值图。

其中，DI确定的敏感波段范围主要位于蓝光 (X: 400—430nm, Y: 440—460 nm), 红光 (X: 400—430 nm, Y: 580 —760 nm;)及近红外短波区 (X: 970—1000 nm, Y: 440—760 nm), 在这些光谱区间SMC与DI的 R^2 均达到了0.50以上。RI与DI确定的敏感波段范围比较相似, 主要位于蓝光 (X: 400—430nm, Y: 440—460 nm)与近红外短波区 (X: 945—965 nm, Y: 430—760 nm), 其 R^2 也均达到了0.52以上, 但NDI的表现略优于RI。而PVI与SMC的相关性最强, 其确定的敏感波段范围主要位于蓝光 (X: 400—430nm, Y: 440—460 nm), 红光 (X: 400—430 nm, Y: 580 —760 nm;)及近红外短波区 (X: 970—1000 nm, Y: 440—760 nm), 在这些光谱区间SMC与PVI的 R^2 均达到了0.60以上。

经过比对分析,共筛选出4个最优光谱指数,其排列顺序为:基于Abs-SG预处理的PVI_(R644, R651), 基于CR预处理的NDI_(R430, R446)与RI_(R430, R446), 以及基于Abs-SG预处理的DI_(R430, R446), 其 R^2 分别为0.621、0.570、0.569和0.559。因此,上述4个光谱指数具有对SMC进行定量估算的能力。

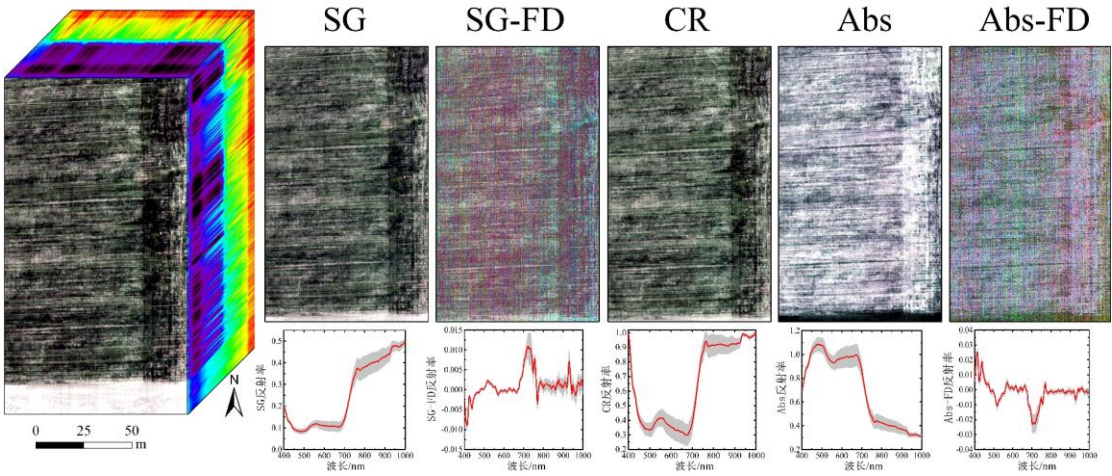


图 4 不同预处理后的高光谱影像及光谱曲线 (红线为均值光谱, 灰色区域为标准差区间)
Fig.4 The hyperspectral imagerys and spectral curves based on different pretreatments (Red line represents the average spectrum and gray region represents the standard deviation values)

表 1 SMC 与不同预处理方案下光谱指数的相关系数
Table 1 Correlation coefficients between SMC and spectral indices
based on different pretreatments

光谱 指数	预处理				
	SG	SG-FD	CR	Abs	Abs-FD
DI	-0.724	0.662	-0.737	0.748	-0.742
RI	-0.747	0.668	-0.755	0.720	0.616
NDI	-0.748	0.674	-0.755	0.725	-0.624
PVI	-0.784	0.658	-0.759	0.788	-0.740

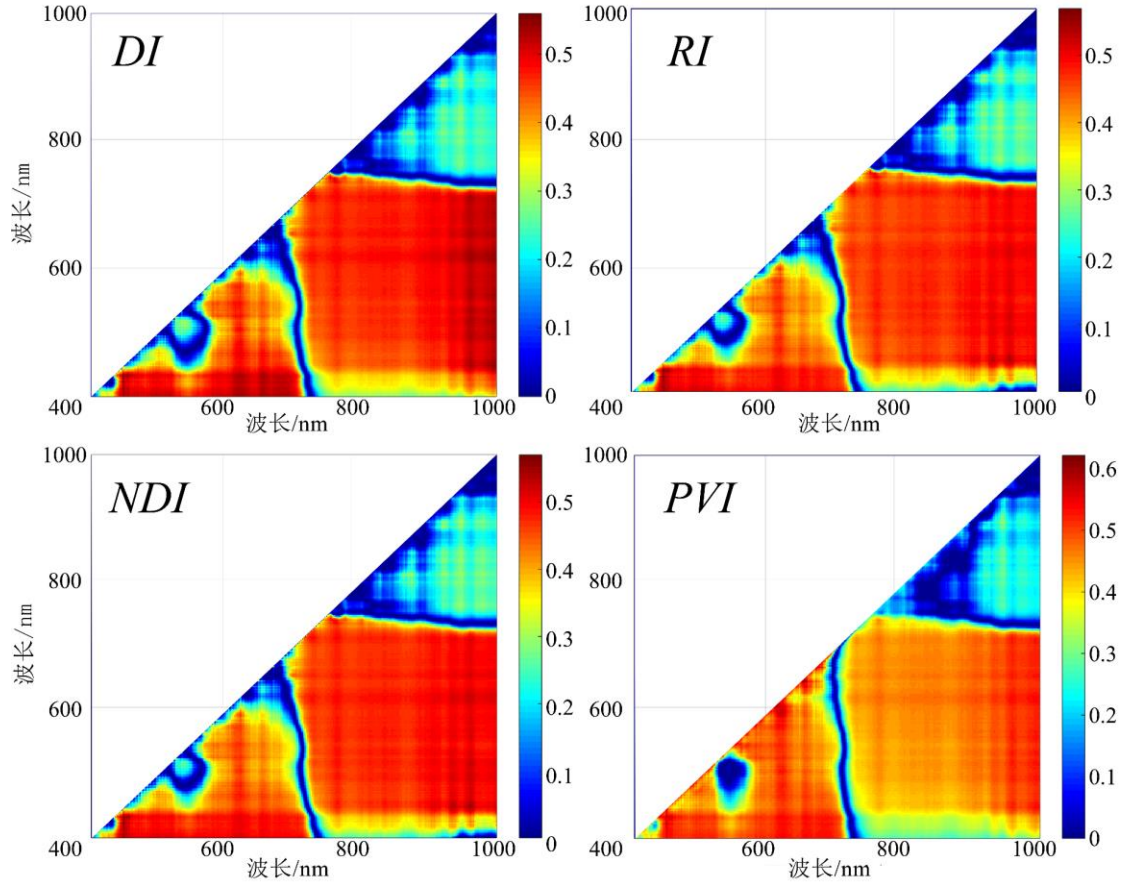


图 5 SMC 与最优光谱指数的决定系数

Fig. 5 Coefficient of determination between SMC and four optimal spectral indices

3.3 SMC 高光谱估算模型的构建及验证

本研究的模型构建分为两个层面：1) 基于最优指数的单一模型；2) 基于最优预处理方案的综合指数模型。

在最优指数层面，将 70 个 SMC 数据与不同预处理方案下最优波段组合构建的光谱指数参与模型的构建，以上述 4 个光谱指数为独立变量，分别建立其与 SMC 之间的定量估算模型，结果如表 2 所示。本研究主要构建了一次函数、二次函数、三次函数共计 3 种拟合模型，通过交叉对比对遴选出最优拟合回归方程，发现就一次函数而言，各个指数的拟合效果均较为一般；而随着模型次数项的提升，其预测效果也逐渐改善。对比各个模型的精度参数，基于 Abs-SG 预处理的 $PVI_{(R644, R651)}$ 为自变量所构建的三次拟合函数表现最优，其 $R_c^2 = 0.79$ ， $RMSE_c = 2.58\%$ ， $R_p^2 = 0.86$ ， $RMSE_p = 2.15\%$ ， $RPD = 1.94$ (图 6)。依据 RPD 的分级标准，这些基于不同预处理方案下构建的光谱指数尽管在不同程度上提高了自身与 SMC 的相关性，但其定量表征的能力未不十分理想。

因此，为了不断提升模型的预测能力，本研究尝试性地以相同预处理方案下的 4 个最优光谱指数为自变量，构建基于不同阶次多个光谱参量的逐步(多元高次)回归方程对 SMC 进行定量估测，各模型的详细信息如表 3 所示。由表可知，相较于利用单一光谱指数构建的模型，基于不同预处理方案下多变量 SMC 估算模型效果在不同预处理消噪的基础上，更为深度地挖掘了光谱信息，减少了单一光谱指数造成的误差，提升了模型的定量估测效果。依据 RPD 这一指标数值的大小，本研究所采用的 5 种预处理下模型的预测能力依次为：Abs > CR > Abs-FD > SG > SG-FD。就 RPD 而言，经过 Abs 预处理后的 4 个光谱指数所构建的模型表现最优。对比各模型的建模集的 R^2 与 RMSE 和预测集的 R^2 与 RMSE，Abs 模型预测精

度亦最为突出，其 $R_c^2 = 0.80$ ， $RMSE_c = 2.42\%$ ， $R_p^2 = 0.91$ ， $RMSE_p = 1.71\%$ 。图 7 为该模型建模集、验证集的实测/估测值。这表明 Abs 预处理较为理想地消除了外部噪声干扰，增强了光谱数据对 SMC 的敏感性，模型的稳健性和精确度均得到了提高。因此，可以认为基于 Abs 预处理后建立的多参数模型为最优模型，并且可以利用该模型，将 SMC 从单一的点位尺度扩展至面域尺度，实现 SMC 的遥感监测。

表 2 最优光谱指数的 SMC 回归模型

Table 2 Quantitative regression models of SMC using single spectral index							
光谱 指数	预处理 方案	回归方程	R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$	RPD
$DI_{(R430, R446)}$	Abs-SG	$y = 171.32x + 36.648$	0.74	2.71	0.77	2.59	1.59
		$y = -104.11x^2 + 149.53x + 35.54$	0.76	2.70	0.77	2.60	1.60
		$y = -83267.83x^3 - 26128.71x^2 - 2495.12x - 51.58$	0.74	2.60	0.78	2.57	1.61
$RI_{(R430, R446)}$	CR	$y = -51.43x + 86.81$	0.74	2.70	0.79	2.52	1.64
		$y = -3.37x^2 - 42.51x + 80.91$	0.74	2.70	0.80	2.49	1.66
		$y = 2175.87x^3 - 8655.49x^2 + 11407.73x - 4962.24$	0.76	2.61	0.82	2.37	1.75
$NDI_{(R430, R446)}$	CR	$y = -138.63x + 37.97$	0.74	2.70	0.80	2.50	1.65
		$y = -258.71x^2 - 65.18x + 33.16$	0.74	2.70	0.79	2.57	1.60
		$y = 40174.26x^3 - 16843.80x^2 + 2169.38x - 65.15$	0.76	2.62	0.78	2.53	1.63
$PVI_{(R644, R651)}$	Abs-SG	$y = 338.53x + 51.36$	0.77	2.59	0.84	2.20	1.87
		$y = 1376.03x^2 + 602.79x + 63.92$	0.77	2.59	0.85	2.16	1.91
		$y = 151307.76x^3 + 44957.48x^2 + 4757.88x + 195.01$	0.79	2.58	0.86	2.15	1.94

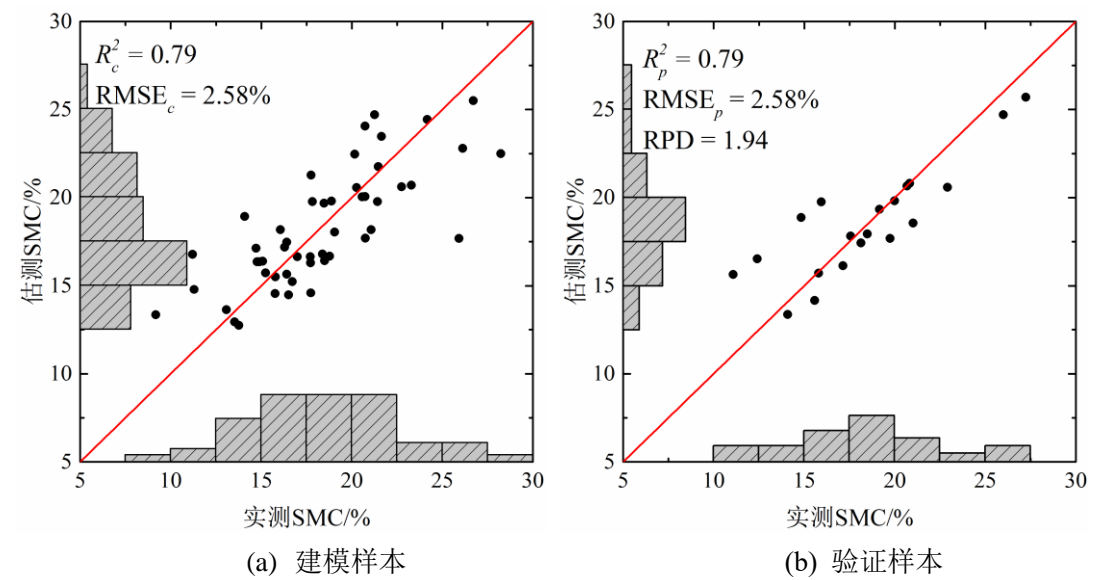


图 6 基于最优 $PVI_{(R644, R651)}$ 模型的 SMC 估测效果

Fig.6 Scatter plots of measured versus predicted SMC using optimal model based on $PVI_{(R644, R651)}$

表 3 基于不同预处理方案下多变量 SMC 模型效果

Table 3 The accuracy parameters of multivariable models based on different pretreatments					
预处理方案	R_c^2	$RMSE_c$	R_p^2	$RMSE_p$	RPD
SG	0.82	2.28	0.81	2.41	1.71
SG-FD	0.77	2.57	0.64	3.08	1.34
CR	0.79	2.49	0.77	2.29	1.79
Abs	0.84	2.16	0.91	1.71	2.41
Abs-FD	0.80	2.42	0.80	2.43	1.76

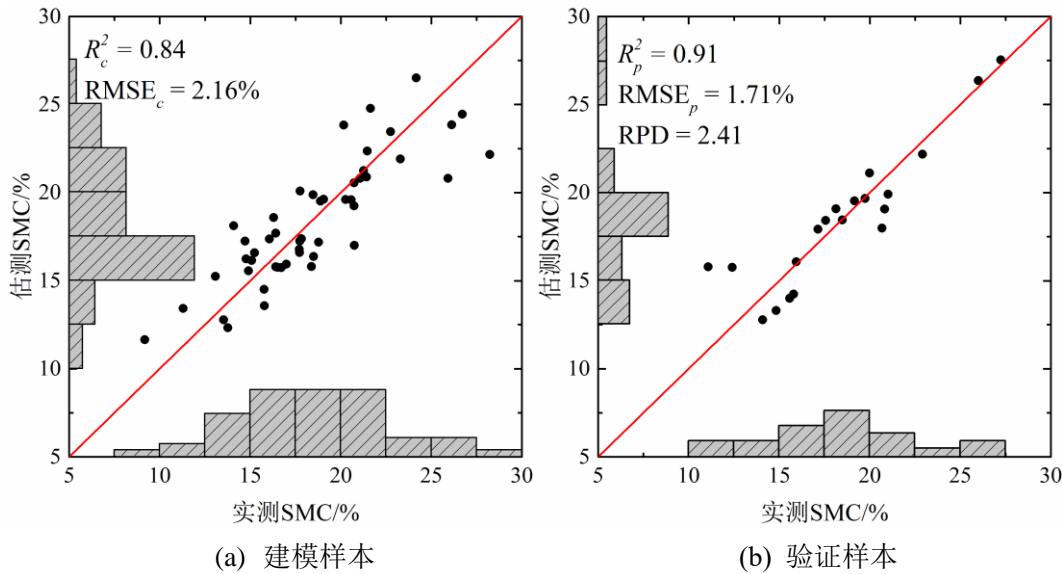


图 7 基于 Abs 预处理方案多变量综合模型的 SMC 估测效果

Fig.7 Scatter plots of measured versus predicted SMC using multivariable model based on Abs pretreatment

3.4 UAV 高光谱影像监测 SMC 试验与精度验证

基于 IDL+ENVI 平台，利用本研究构建的基于 Abs 预处理后建立的多参数模型对实验田块的 UAV 高光谱影像进行解算，SMC 的估算结果与实测数据见图 8。为了检验 SMC 的高光谱填图精度，从中随机选取 1/3 的采样点 ($n = 23$) 的田间实测数据与定量估算的结果进行对比分析。由图 9 可知，线性拟合线接近于标准 1:1 线，其 R^2 更是达到了 0.88，实测与估测 SMC 相似度极高，且全部位于 95%置信区间以内，表明使用基于 Abs 模型的 SMC 高光谱填图具有理想的效果。

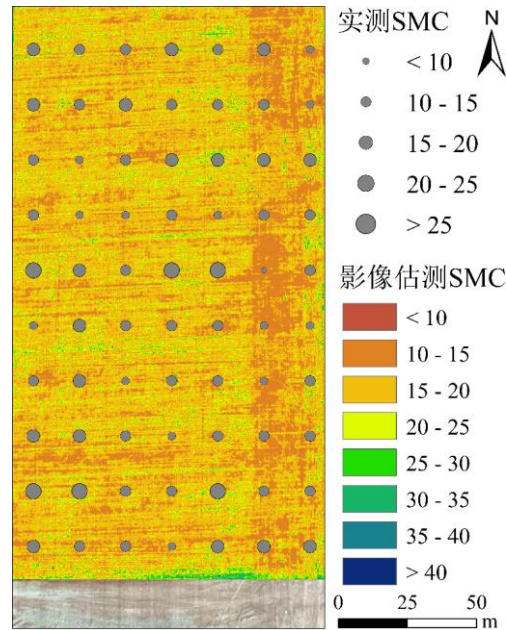


图8 SMC估算结果与实测数据

Fig.8 Map of observed SMC and quantitative estimated SMC

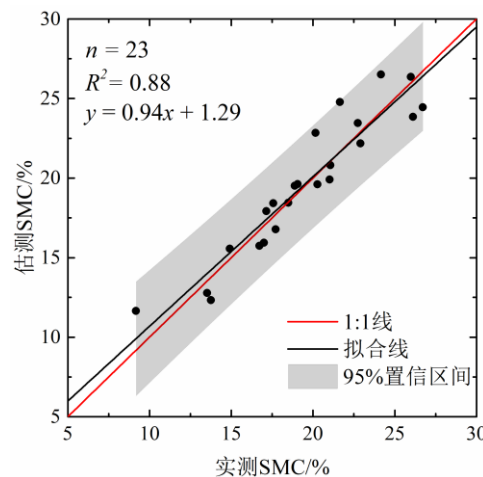


图 9 高光谱填图与实测 SMC 拟合效果

Fig. 9 Fitting effect between measured SMC and hyperspectral mapping results

4 讨论

传统上, SMC数据的获取是基于TDR (Time Domain Reflector)、FDR (Frequency Domain Reflectometry)或繁复的原位工作开展的, 尽管它们可以提供时间序列的观测数据, 但往往仅能监测单独的点位信息, 难以反映区域尺度的空间变化^[10-12]。目前, 已有大量研究依据地面原位工作获取的VIS-NIR反射光谱数据 (350—2500 nm) 进行SMC、土壤有机质、作物叶绿素、氮素含量等农业关键参数进行定量估算; 尽管估测效果较好, 但这些研究在本质上依然获取的仍是独立的点数据, 无法获取地物目标进行高光谱成像数据, 难以充分发挥遥感技术的优势, 获取尺度上的地物参量信息^[28]。而凭借其机动性强、快速高效等特点, 基于无人机UAV平台的低空遥感成为当今农情精准监测的又一理想手段^[29]。本研究探索了不同预处理下的光谱指数与SMC的关系, 并对农田SMC进行了定量估算。

当前, 针对SMC定量估算的研究大多是基于裸土光谱反射数据开展的^[21]。而SMC与上

覆植被叶片的含水量及其光谱之间具有一定的相关性，SMC的高与低将不同程度的对叶片的水分含量造成影响，最终也会进一步导致其光谱特性发生一定变化^[11, 14, 30]。根据植被的光谱信息对SMC进行定量估算从遥感及光谱机理上是可行的。已有研究多是基于典型敏感波段或单一的光谱指数建立SMC估算模型，但这些数据内涵的光谱信息往往存在饱和现象，而过多的指数则会导致模型过拟合现象^[13, 17]。通常情况下，全谱VIS-NIR数据不同程度上受到大气干扰、土壤背景等因子的干扰。而本研究基于3种不同预处理方法，共获取了SG、SG-FD、CR、Abs及Abs-FD共计5种预处理后的高光谱影像，并在此基础上分别进行指数遴选。同时，着眼于高光谱影像这一数据基础，兼顾波段的及一阶微分窗口内的光谱信息，深度挖掘光谱数据；探索了不同预处理方案下UAV高光谱影像及多种光谱指数估算SMC上的可行性。本研究所采用的垂直型植被指数(PVI)，在兼顾遥感机理上最大程度上削弱了土壤及大气的影响，动态调用各波段的反射率，并较好地对植被信息进行表征^[1, 27]。

对比本研究所构建的模型的精度参数可知：在基于单以光谱指数的12个模型中，以Abs预处理下的 $PVI_{(R644, R651)}$ 模型精度最高；在4个不同预处理方案下多变量模型中，基于Abs预处理后建立的多参数模型表现最优。不同预处理方案下的光谱数据较SG数据而言，构建的DI、RI、NDI和PVI均有不同程度的提升。而多变量SMC估算模型效果在预处理消噪的基础上，更为深度地挖掘了光谱信息，减少了单一变量造成的误差；在规避过拟合现象的同时，提升了模型的定量估测效果。

本研究利用UAV遥感平台搭载的高光谱成像光谱仪在获取高空间/光谱分辨率的影像数据，充分发挥了其“图谱合一”的优势并基于多种预处理方案及构建的多种光谱指数对农田SMC进行了估测，取得了较为理想的精度，为土壤水分状况天地空一体化遥感监测提供了崭新的视角和方案。然而，基于植被光谱的农田SMC遥感估算尚未建立统一研究范式，植被的光谱也会受到品种、生育期、土壤营养状况等因素影响。此外，由于天气、手段等限制，本研究未能获取多期的影像数据，所建立的SMC的估算模型的泛化能力有待于进一步验证。因此，后续的研究将进一步探索SMC与土壤及上覆植被高光谱反射率的内在联系，并在此基础上进一步建立大样本的植被光谱数据库以期作为作物长势、病虫害等精准农业参数的定量估算与遥感监测奠定科学基础。

5 结论

本研究选取新疆阜康绿洲小块农田为研究对象，基于UAV平台搭载的高光谱传感器获取的影像数据及70个SMC田间实测数据，探索不同预处理下的DI、RI、NDI和PVI与SMC的关系，据此构建了16个SMC定量监测模型，并对模型的建模及预测效果进行了精度验证，得到如下结论：

- (1) 预处理在不同程度上提高了光谱指数与SMC的相关性。共筛选出4个最优光谱指数，其排列顺序为：基于Abs-SG预处理的 $PVI_{(R644, R651)}$ ，基于CR预处理的 $NDI_{(R430, R446)}$ 与 $RI_{(R430, R446)}$ ，以及基于Abs-SG预处理的 $DI_{(R430, R446)}$ ，其 R^2 分别为0.621、0.570、0.569和0.559。基于Abs-SG预处理的 $PVI_{(R644, R651)}$ 为自变量所构建的三次拟合函数表现最优，其 $R_c^2 = 0.79$ ， $RMSE_c = 2.58\%$ ， $R_p^2 = 0.86$ ， $RMSE_p = 2.15\%$ ， $RPD = 1.94$ 。
- (1) 基于不同预处理方案下多变量SMC估算模型效果在消噪的基础上，更为深度地挖掘了光谱信息，减少了单一光谱指数造成的误差，提升了模型的定量估测效果。Abs模型预测精度亦最为突出，其 $R_c^2 = 0.80$ ， $RMSE_c = 2.42\%$ ， $R_p^2 = 0.91$ ， $RMSE_p = 1.71\%$ 。
- (2) 利用最优模型将SMC从单一的点位尺度扩展至面域尺度，实现SMC的遥感监测。其线性拟合线接近于标准1:1线，其 R^2 为0.88，实测与估测SMC拟合效果较好，表明使用基于Abs模型的SMC高光谱填图具有理想的效果。

参考文献

- [1] KUMAR S V, DIRMEVER P A, PETERS-LIDARD C D, et al. Information theoretic evaluation of satellite soil moisture retrievals[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 204: 392-400.
- [2] 汪星, 周玉红, 汪有科, 等. 黄土高原半干旱区山地密植枣林土壤水分特性研究[J]. *水利学报*, 2015, 46(3): 263-270.
- WANG Xing, ZHOU Yuhong, WANG Youke, et al. Soil water characteristic of a dense jujube plantation in the semi-arid hilly regions of the Loess Plateau in China[J]. *Journal of Hydraulic Engineering*, 2015, 46(3): 263-270. (in Chinese)
- [3] HAIDER G, STEFFENS D, MOSER G, et al. Biochar reduced nitrate leaching and improved soil moisture content without yield improvements in a four-year field study[J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2017, 237: 80-94.
- [4] BADÍA D, LÓPEZ-GARCÍA S, MARTÍ C, et al. Burn effects on soil properties associated to heat transfer under contrasting moisture content[J]. *Science of The Total Environment*, 2017, 601: 1119-1128.
- [5] 刘宪锋, 朱秀芳, 潘耀忠, 等. 农业干旱监测研究进展与展望[J]. *地理学报*, 2015, 70(11): 1835-1848.
- LIU Xianfeng, ZHU Xiufang, PAN Yaozhong, et al. Agricultural drought monitor: Progress, challenges and prospect [J]. *Acta Geographica Sinica* 2015, 70(11): 1835-1848. (in Chinese)
- [6] 何海兵, 武立权, 杨茹, 等. 干旱区控制灌溉下水稻光合特性与蒸腾效率研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2016, 47(9): 186-193.
http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160927&journal_id=jcsam
DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.09.027
- HE Haibing, WU Liquan, YANG Ru, et al. Photosynthesis characteristics and transpiration efficiency of rice plants under controlled irrigation technology in arid region[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(9): 186-193. (in Chinese)
- [7] 王敬哲, 刘志辉, 张波. 近 20 年新疆农田生态系统碳足迹时空变化[J]. *干旱地区农业研究*, 2016, 34(5): 240-248.
- WANG Jingzhe, LIU Zhihui, ZHANG Bo. Temporal and spatial differences in carbon footprint of regional farmland ecosystem in Xinjiang during recent 20 years [J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2016, 34(5): 240-248. (in Chinese)
- [8] 丁建丽, 王飞. 干旱区大尺度土壤盐度信息环境建模——以新疆天山南北中低海拔冲积平原为例[J]. *地理学报*, 2017, 72(1): 64-78.
- DING Jianli, WANG Fei. Environmental modeling of large-scale soil salinity information in an arid region: A case study of the low and middle altitude alluvial plain north and south of the Tianshan Mountains, Xinjiang[J]. *Acta Geographica Sinica*, 2017, 72(1): 64-78. (in Chinese)
- [9] WANG J, DING J, ABULIMITI A, et al. Quantitative estimation of soil salinity by means of different modeling methods and visible-near infrared (VIS-NIR) spectroscopy, Ebinur Lake Wetland, Northwest China[J]. *PeerJ*, 2018, 6: e4703.
- [10] 张智韬, 王海峰, KARNIELI Arnon, 等. 基于岭回归的土壤含水率高光谱反演研究[J/OL]. *农业机械学报*, 2018, 49(5): 240-248.
http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180528&journal_id=jcsam
DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2018.05.028
- ZHANG Zhitao, WANG Haifeng, KARNIELI Arnon, et al. Inversion of soil moisture content from hyperspectra based on ridge regression[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural*

Machinery, 2018, 49(5): 240-248. (in Chinese)

[11] XU C, ZENG W, HUANG J, et al. Prediction of soil moisture content and soil salt concentration from hyperspectral laboratory and field data[J]. Remote Sensing, 2016, 8(1): 42.

[12] TIAN Y, ZHANG J, YAO X, et al. Laboratory assessment of three quantitative methods for estimating the organic matter content of soils in China based on visible/near-infrared reflectance spectra[J]. Geoderma, 2013, 202: 161-170.

[13] JIN X, DU J, LIU H, et al. Remote estimation of soil organic matter content in the Sanjiang Plain, Northeast China: The optimal band algorithm versus the GRA-ANN model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2016, 218: 250-260.

[14] 陈文倩, 丁建丽, 谭娇, 等. 干旱区绿洲植被高光谱与浅层土壤含水率拟合研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 229-236.

http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20171227&journal_id=jcsam

DOI: 10.6041/j.issn.1000 1298.2017.12.027

CHEN Wenqian, DING Jianli, TAN Jiao, et al. Fitting of hyperspectral reflectance of vegetation and shallow soil water content in oasis of arid area[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 229-236. (in Chinese)

[15] AASEN H, GNYP M L, MIAO Y, et al. Automated hyperspectral vegetation index retrieval from multiple correlation matrices with HyperCor[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2014, 80(8): 785-795.

[16] OLTRA-CARRIÓ R, BAUP F, FABRE S, et al. Improvement of soil moisture retrieval from hyperspectral VNIR-SWIR data using clay content information: From laboratory to field experiments[J]. Remote Sensing, 2015, 7(3): 3184-3205.

[17] MORELLOS A, PANTAZI X E, MOSHOU D, et al. Machine learning based prediction of soil total nitrogen, organic carbon and moisture content by using VIS-NIR spectroscopy[J]. Biosystems Engineering, 2016, 152: 104-116.

[18] SINGH H V, THOMPSON A M. Effect of antecedent soil moisture content on soil critical shear stress in agricultural watersheds[J]. Geoderma, 2016, 262: 165-173.

[19] STAGAKIS S, GONZÁLEZ-DUGO V, CID P, et al. Monitoring water stress and fruit quality in an orange orchard under regulated deficit irrigation using narrow-band structural and physiological remote sensing indices[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 71: 47-61.

[20] ZHOU X, ZHENG H, XU X, et al. Predicting grain yield in rice using multi-temporal vegetation indices from UAV-based multispectral and digital imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 246-255.

[21] TIAN J, PHOLPOT W D. Relationship between surface soil water content, evaporation rate, and water absorption band depths in SWIR reflectance spectra[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 169: 280-289.

[22] NAWAR S, BUDDENBAUM H, HILL J, et al. Estimating the soil clay content and organic matter by means of different calibration methods of vis-NIR diffuse reflectance spectroscopy[J]. Soil and Tillage Research, 2016, 155: 510-522.

[23] 尼加提·卡斯木, 师庆东, 王敬哲, 等. 基于高光谱特征和偏最小二乘法的春小麦叶绿素含量估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(22): 208-216.

NIJAT Kasim, SHI Qingdong, WANG Jingzhe, et al. Estimation of spring wheat chlorophyll content based on hyperspectral features and PLSR model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(22): 208-216. (in Chinese)

[24] 霍举颂, 刘卫国, 刘建国, 等. 影响阜康荒漠-绿洲过渡带荒漠植物数量特征的土壤驱动力分析[J]. 生态学报, 2017, 37(24): 8304-8313.

HUO Jusong, LIU Weiguo, LIU Jianguo, et al. Driving forces of desert plant characteristics in a desert oasis transitional zone in FuKang, Xinjiang, China[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(24): 8304-8313. (in Chinese)

[25] HUCK C W. Advances of infrared spectroscopy in natural product research[J]. Phytochemistry Letters, 2015, 11: 384-393.

[26] WANG X, ZHANG F, DING J, et al. Estimation of soil salt content (SSC) in the Ebinur Lake Wetland National Nature Reserve (ELWNNR), Northwest China, based on a Bootstrap-BP neural network model and optimal spectral indices[J]. Science of the Total Environment, 2018, 615: 918-930.

[27] AMANI M, SALEHI B, MAHDAVI S, et al. Temperature-Vegetation-soil Moisture Dryness Index (TVMDI)[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 197: 1-14.

[28] ZHANG C, KOVACS J M. The application of small unmanned aerial systems for precision agriculture: a review[J]. Precision Agriculture, 2012, 13(6): 693-712.

[29] 史舟, 梁宗正, 杨媛媛, 等. 农业遥感研究现状与展望[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(2): 247-260.

http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20150237&journal_id=jcsam.

DOI: 10.6041/j.issn.1000 1298.2015.02.037

SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and Prospect of Agricultural Remote Sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(2): 247-260. (in Chinese)

[30] 向红英, 牛建龙, 彭杰, 等. 棉田土壤水分的高光谱定量遥感模型[J]. 土壤通报, 2016, 47(2): 272-277.

XIANG Hongying, NIU Jianlong, PENG Jie, et al. Quantitative remote sensing model of soil water content in cotton field using hyperspectral data[J]. Chinese Journal of Soil Science, 47(2): 272-277. (in Chinese)