doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.11.019

基于光谱指数的绿洲农田土壤含水率无人机高光谱检测

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, 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: 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,采用 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,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)与土壤含水率 (Soil moisture content, SMC)的关系,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 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 估算模型在消噪的基础上更深入地挖掘了光谱信息,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,其建模集 R_c^2 和 RMSE 为 0.84、2.16%,验证集 R_p^2 与 RMSE 为 0.91、1.71%,RPD 为 2.41。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,为土壤含水率状况天地空一体化遥感监测提供了参考方案。

关键词: 土壤含水率; 高光谱; 无人机; 遥感; 光谱指数

中图分类号: S152.7; TP79　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2018)11-0164-09

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 Xuankai[3]　GE Xiangyu[1,2]　LIU Bohua[1,2]　LIANG Jing[1,2]

(1. *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 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. The first derivative (FD), absorbance (Abs) and continuum-removal (CR) algorithm were brought into the preprocessing of hyperspectral data based on the initial Savitzky - Golay (SG) smoothing. With SMC data and unmanned aerial vehicle (UAV) 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 difference index (DI), ratio index (RI), normalization index (NDI) and perpendicular vegetation index (PVI) were discussed. The correlation coefficients between each spectral index and SMC were also computed. 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 result showed that the correlation between pretreated

收稿日期: 2018 - 06 - 14　修回日期: 2018 - 06 - 29

基金项目: 国家自然科学基金项目(41771470、41661046)

作者简介: 王敬哲(1992—),男,博士生,主要从事陆地遥感与全球变化研究,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

spectral index and SMC was improved to some extent, and the $PVI_{(R644, R651)}$ based on Abs preprocessing was the best with correlation coefficient of 0.788. The cubic fitting function was optimal. On the basis of noise elimination, the multivariable SMC estimation model based on different preprocessing schemes 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 the most prominent, with R_c^2 of 0.84, RMSE of 2.16%, R_p^2 of 0.91 and RMSE of 1.71%. The effect of the SMC estimation model constructed was based on the preprocessing and noise elimination. The constructed SMC estimation model could reduce the error of independent single variable; and further resolve the problem of over fitting. The model could be used for hyperspectral mapping and performance estimating. The research result 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: soil moisture content; hyperspectra; unmanned aerial vehicles; remote sensing; spectral index

0　引言

土壤含水率(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 影响土壤理化生理过程,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 SMC 状况,可以更为有效地管理农田灌溉系统,在作物生长的关键阶段有针对性地改善土壤状况,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的主要因子,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、合理的灌溉决策及土壤干旱程度的监测具有重要意义。

遥感技术尤其是高光谱技术的迅猛发展使得大尺度、高效率获取 SMC 信息成为可能,国内外研究学者也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[14]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。而光谱指数通过光谱波段之间简单的组合,即可建立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[19]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} 和修正后的 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。ZHOU 等[20]利用已有的 13 种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。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,为土壤含水率状况遥感监测提供新思路,并为干旱地区精准农业的进一步发展提供科学参考。

1　研究区概况

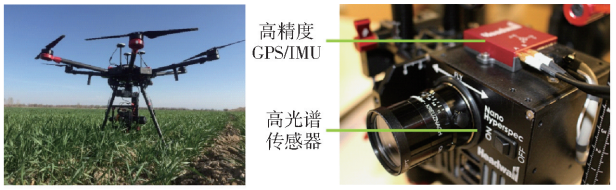
所选取的田块设置在新疆维吾尔自治区阜康市(87°51′15″E,44°21′14″N)。该区地处阜康绿洲和北缘的古尔班通古特沙漠的过渡地带,属典型的温带大陆性荒漠气候,多年平均降水量不足 200 mm 且分布不均;年平均气温约为 7.1℃;年无霜期可达 175 d,熟制一般为一年一熟[23]。区域主要土壤类型为灌溉灰漠土与灌耕土,其有机质含量相对较低(质量分数 1.2% ~1.5%),田块内种植的作物为冬小麦[24]。

2　材料与方法

2.1　UAV 遥感数据获取

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)六旋翼无人机,利用搭载的 Headwall 公司 Nano-Hyperspec 高光谱传感器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 ~ 1 000 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 像素 ×480 像素的高光谱影像,空间分辨率约为 4 cm。野外作业前 5 d 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 Spectral View 软件完成数据后处理及正射校正。



(a) 无人机平台 (b) 高光谱传感器

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(图 2)。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,铝盒样品采用室内干燥法(105℃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。

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地产生噪声,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)等处理方法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地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,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,用于估算 SMC 的最佳波段[13,27]。指数的数学表达式为

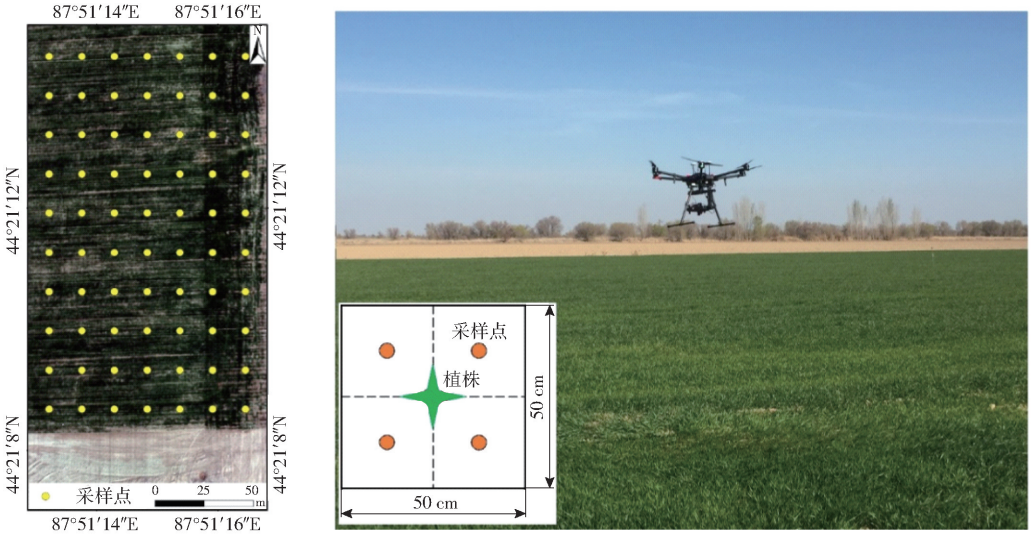


图 2 采样点分布图及 UAV 作业现场

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

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

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

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

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

式中　R_i、R_j——高光谱传感器工作波段范围(400 ~ 1 000 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 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:RPD 小于 1.40 表示模型不具有定量预测能力,不可用;RPD 大于等于 1.40 小于 2.00 表示模型预测效果可接受,但有待进一步改进;而 RPD 大于等于 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 平均为 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。

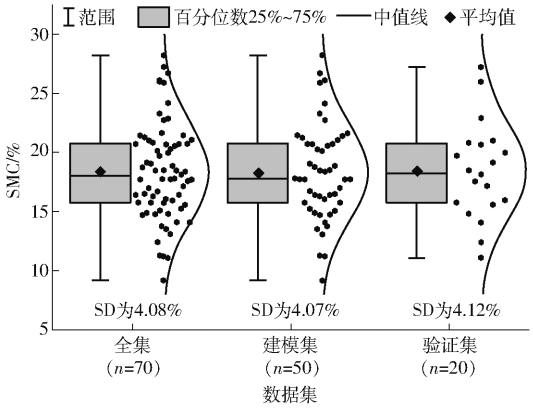
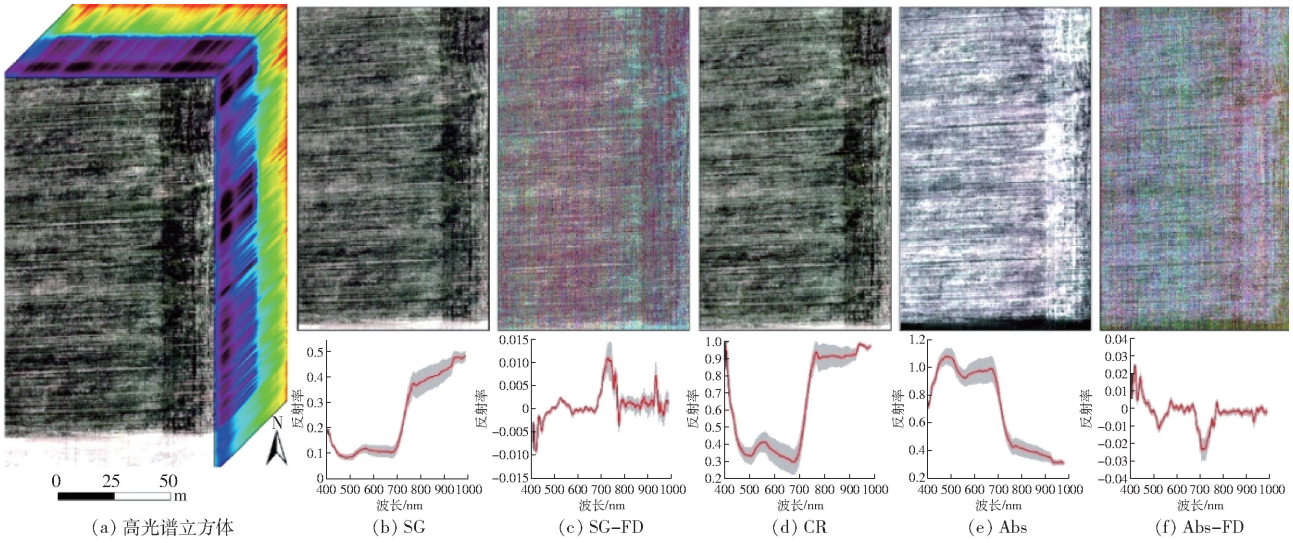


图 3　样品 SMC 数据的统计特征

Fig. 3　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,提取 70 个样点的不同预处理后的光谱反射率数据(图 4b ~ 4f 中,红线为均值光谱,灰色区域为标准差区间)。基于 Matlab 软件联合 400 ~ 1 000 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 ~ 0.784 之间。



(a) 高光谱立方体　(b) SG　(c) SG-FD　(d) CR　(e) Abs　(f) Abs-FD

图 4　不同预处理后的高光谱影像及光谱曲线

Fig. 4　Hyperspectral imageries and spectral curves based on different pretreatments

表 1 SMC 与不同预处理方案下光谱指数的相关系数

Tab. 1 Correlation coefficients between SMC and spectral indices based on different pretreatments

光谱指数	预处理方法				
	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

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 处理的 DI 与 PVI 和 CR 处理的 RI 与 NDI 的 $|R|$ 均不小于 0.748，表现最为突出。由此表明，不同的预处理方案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 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：400～430 nm，Y：440～460 nm）、红光（X：400～430 nm，Y：580～760 nm）及近红外短波区（X：970～1 000 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：400～430 nm，Y：440～460 nm）、红光（X：400～430 nm，Y：580～760 nm；）及近红外短波区（X：970～1 000 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 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 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。

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：基于最优指数的单一模型和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。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 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，其建模集 $R_c^2=0.79$，建模集 RMSE 为 2.58%，$R_p^2=0.86$，验证集 RMSE 为 2.15%，RPD 为

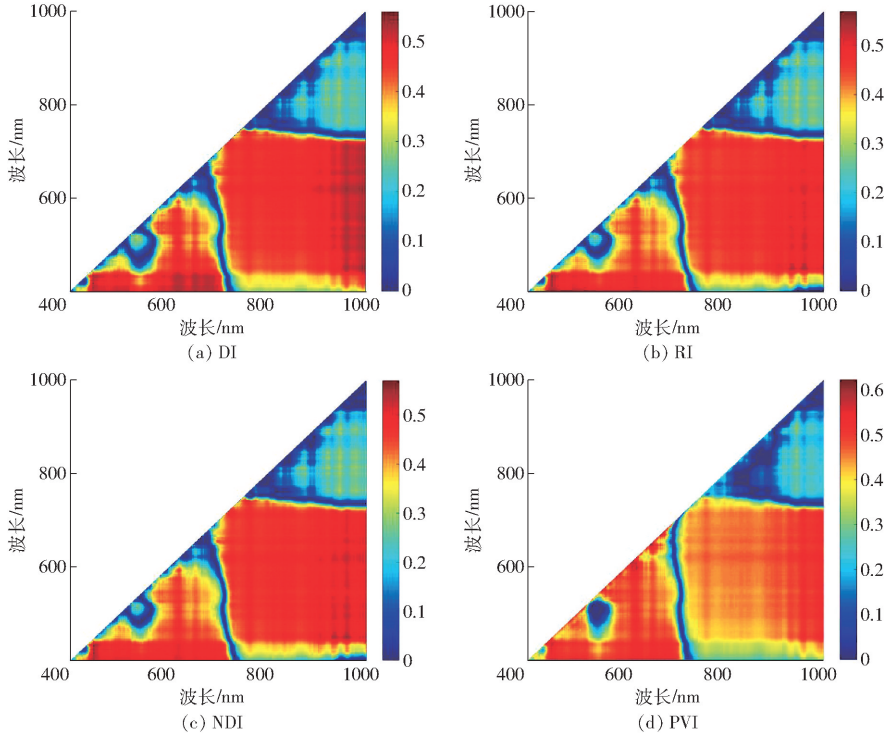


图 5 SMC 与最优光谱指数的决定系数

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

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有待进一步提高。

表 2　最优光谱指数的 SMC 回归模型

Tab. 2　Quantitative regression models of SMC using single spectral index

光谱指数	预处理方案	回归方程	建模集		验证集		
			R_c^2	RMSE/%	R_p^2	RMSE/%	RPD
$DI_{(R430,\ R446)}$	Abs	$y=171.32x+36.648$	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
		$y=-83\,267.83x^3-26\,128.71x^2-2\,495.12x-51.58$	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
		$y=2\,175.87x^3-8\,655.49x^2+11\,407.73x-4\,962.24$	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
		$y=40\,174.26x^3-16\,843.80x^2+2\,169.38x-65.15$	0.76	2.62	0.78	2.53	1.63
$PVI_{(R644,\ R651)}$	Abs	$y=338.53x+51.36$	0.77	2.59	0.84	2.20	1.87
		$y=1\,376.03x^2+602.79x+63.92$	0.77	2.59	0.85	2.16	1.91
		$y=151\,307.76x^3+44\,957.48x^2+4\,757.88x+195.01$	0.79	2.58	0.86	2.15	1.94

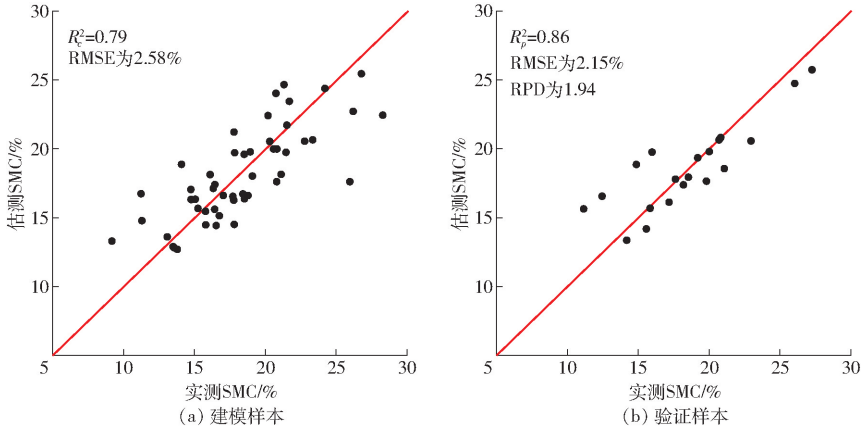


图 6　基于最优 $PVI_{(R644,\ R651)}$ 模型的 SMC 估测效果

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

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 这一指标的大小，本研究所采用的 5 种预处理下模型的预测能力由大到小依次为：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。对比各模型建模集的 R_c^2 与 RMSE 和预测集的 R_p^2 与 RMSE，Abs 模型预测精度亦最为突出，其 $R_c^2=0.84$，建模集 RMSE 为 2.16%，$R_p^2=0.91$，验证集 RMSE 为 1.71%，RPD 为 2.41。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 3　基于不同预处理方案下多变量 SMC 模型效果

Tab. 3　Accuracy parameters of multivariable models based on different pretreatments

预处理方案	建模集		验证集		
	R_c^2	RMSE/%	R_p^2	RMSE/%	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

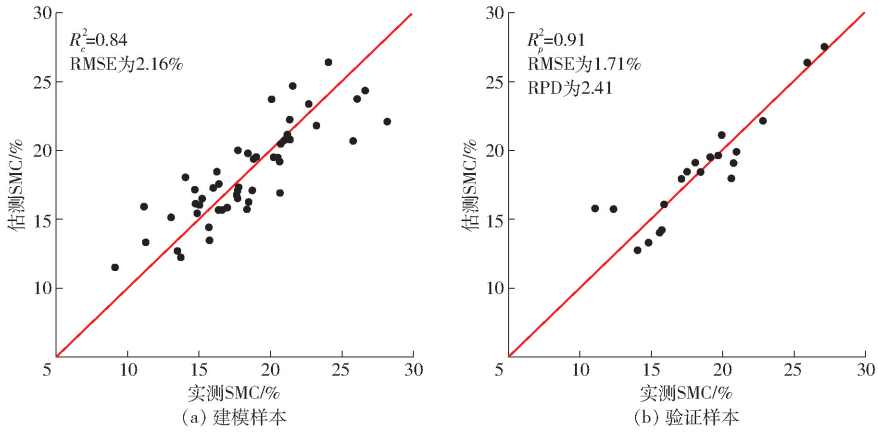


图 7 基于 Abs 预处理方案多变量综合模型的 SMC 估测效果

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。

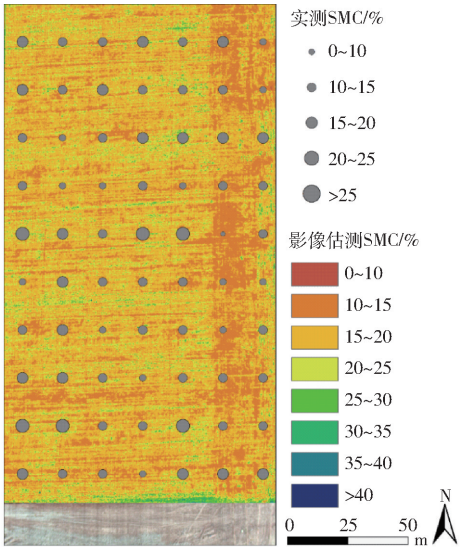


图 8 SMC 估算结果与实测数据

Fig. 8 Map of observed SMC and quantitative estimated SMC

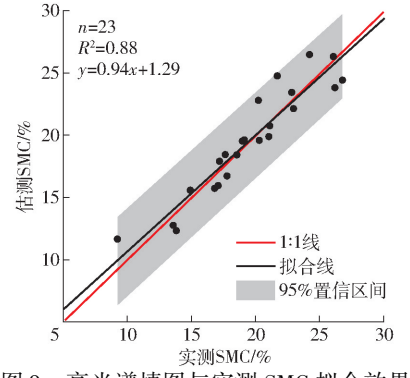


图 9 高光谱填图与实测 SMC 拟合效果

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 ~ 2 500 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率及其光谱之间具有一定的相关性,SMC 的高与低将不同程度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 的可行性。本研究所采用的垂直型植被指数(PVI)，在兼顾遥感机理时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参考方案。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 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

(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 预处理的 $PVI_{(R644,\ R651)}$、基于 CR 预处理的 $NDI_{(R430,\ R446)}$ 与 $RI_{(R430,\ R446)}$、基于 Abs 预处理的 $DI_{(R430,\ R446)}$，其 R^2 分别为 0.621、0.57、0.569 和 0.559。基于 Abs 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，其建模集 R_c^2 和 RMSE 分别为 0.79、2.58%，验证集 R_p^2 和 RMSE 为 0.86、2.15%，RPD 为 1.94。

(2)基于不同预处理方案下，多变量 SMC 估算模型在消噪的基础上，更为深入地挖掘了光谱信息，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，其建模集 R_c^2 和 RMSE 为 0.84、2.16%，验证集 R_p^2 与 RMSE 为 0.91 、1.71%，RPD 为 2.41。

(3)利用最优模型将 SMC 从单一的点位尺度扩展至面域尺度，实现了 SMC 的遥感监测。其线性拟合线接近于标准 1∶1线，R^2 为 0.88，实测与估测 SMC 拟合效果较优，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/OL]. 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 A, 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 A, 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, Northest 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 CSAE, 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, 2016,47(2): 272 - 277. (in Chinese)