

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.023

基于无人机多光谱遥感的土壤含水率反演研究

张智韬^{1,2} 王海峰^{1,2} 韩文霆³ 边江¹ 陈硕博¹ 崔婷¹

(1. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室, 陕西杨凌 712100; 3. 西北农林科技大学水土保持研究所, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为研究无人机多光谱遥感技术对裸土土壤含水率的大范围快速测定和最佳监测深度的确定,以杨凌地区粘壤土为试验材料,分别配制成2种不同深度(5 cm和10 cm)、含水率为3%~30%的土壤样本。用无人机搭载多光谱相机对土样连续监测3 d,监测时刻均为15:00。采集6个波段(490、550、680、720、800、900 nm)处的土壤光谱反射率,同时对2种不同深度的土壤样本表层(约1 cm)含水率和整体含水率进行测定。分别采用偏最小二乘回归法、逐步回归法和岭回归法,建立不同波段光谱反射率因素反演土壤含水率的回归模型,并分析其定量关系。试验结果表明,逐步回归预测精度最佳,决定系数(R^2)分别为0.775、0.764、0.798、0.694,而预测均方根误差(RMSE)分别为0.028、0.042、0.037、0.038;其次为岭回归法;偏最小二乘法的预测精度最低。综合比较得最佳回归方法为逐步回归法,最佳监测深度为土壤表层(约1 cm),其次为5 cm深度,最后为10 cm深度。

关键词: 土壤含水率; 多光谱遥感; 无人机; 回归分析; 逐步回归

中图分类号: S152.7; TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2018)02-0173-09

Inversion of Soil Moisture Content Based on Multispectral Remote Sensing of UAVs

ZHANG Zhitao^{1,2} WANG Haifeng^{1,2} HAN Wenting³ BIAN Jiang¹ CHEN Shuobo¹ CUI Ting¹

(1. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
2. The Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China
3. Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: To get the soil moisture of the large scale rapidly and the best monitoring depth in bare soil by UAV multispectral remote sensing technology, the clay loam soil was prepared into two different depths (5 cm and 10 cm) and the soil moisture ranged from 3% to 30% of the different samples. The UAV was equipped with a Micro-MCA multispectral camera to monitor the soil samples at 3 p. m. for three consecutive days. The soil spectral reflectance values of six bands (490 nm, 550 nm, 680 nm, 720 nm, 800 nm and 900 nm) were collected. The surface moisture content (about 1 cm) and overall moisture content of soil samples of two different depths were also measured. The regression models between soil moisture and the reflectance of different bands were established by the regression methods of partial least squares regression, stepwise regression and ridge regression. Quantitative relationship was analyzed of the regression modes and the methods. The results showed that the three regression models had statistical significance ($P < 0.001$) for predicting soil moisture content. The accuracy evaluation of the model through the validation set showed that the stepwise regression model had good prediction ability (R^2 were 0.775, 0.764, 0.798 and 0.694, RMSE were 0.028, 0.042, 0.037 and 0.038 and RPD were 2.22, 2.04, 2.20 and 1.75), followed by ridge regression method and partial least squares method. The regression models of the surface soil had good inversion effect in monitoring depth. The inversion effect was decreased as the increase of monitoring depth. The relationship between the soil moisture and the wavelength of 720 nm, 680 nm and 550 nm band was better among the six bands. The results showed that

收稿日期: 2017-06-21 修回日期: 2017-07-15

基金项目: 国家重点研发计划项目(2016YFD0200700、2017YFC0403302)、中国博士后科学基金项目(2015M570855)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2452016072)

作者简介: 张智韬(1976—),男,副教授,博士,主要从事遥感技术在节水灌溉及水资源中的应用研究, E-mail: zhitaozhang@126.com

the best regression method was stepwise regression method, and the best monitoring depth was the surface layer (about 1 cm) of the soil samples. The research result can provide reference for the rapid monitoring of soil moisture in the area by using multispectral remote sensing of UAVs, and promote the further development of precision agriculture.

Key words: soil moisture content; multispectral remote sensing; UAV; regression analysis; stepwise regression

0 引言

土壤含水率作为农作物墒情监测和判断的一个重要指标,对其进行实时、准确的监测,有利于提升农作物灌溉管理水平和提高水资源利用效率,促进农业节水灌溉的进一步发展,也可以进一步研究地表能量在显热和潜热分配以及水循环等方面的问题^[1]。目前,传统的卫星遥感监测技术在一定程度上实现了对土壤墒情的大面积快速监测^[2-5],但仍存在时效性差、成本高、精度较低等问题。而灵敏度高、成本低、操作简便的无人机与遥感技术相结合^[6],即无人机遥感(UAV remote sensing, UAVRS),弥补了传统卫星遥感时效性差的不足,并具有分辨率高和抗干扰性强的优点^[7-8],为精准农业的进一步发展提供了技术支持。

国外学者在农用无人机遥感应用方面起步较早,并已取得了显著的成果。MARTINEZ等^[9]、HOFFMANN等^[10-11]利用无人机热红外成像仪,准确获取了田间作物的冠层温度,从而由作物水分胁迫指数反演土壤含水率,并对田间蒸散发进行了有效的评估。HASSAN-ESFAHANI等^[12]对机载高光谱相机获得的遥感数据进行人工神经网络算法,精确反演了土壤表层含水率(相关系数达到0.88)。ACEVO-HERRERA等^[13]通过开发一种基于L波段的机载辐射计,将土壤含水率的反演误差限制在1%~6%之间。GAMBA等^[14]研制了一种抗干扰性更强的无人机GNSS雷达,并将其应用到农情监测。MATESE等^[15]在无人机遥感农业经济适用性评估方面进行了细致的对比工作。国内近几年来,通过无人机搭载高光谱相机^[16-18]、多光谱相机^[19-20]、热红外相机^[21-22]和可见光相机^[23-25],在农情监测和信息提取方面已取得较多的成果。但目前基于无人机遥感对裸土土壤含水率和最佳监测深度的研究还未见报道,缺乏无人机遥感对土壤含水率的反演预测模型。

本文以关中平原杨凌地区为研究区域,通过野外土壤采样、室内理化分析、光谱采集与处理等一系列工作,尝试对土壤6个波段反射率与含水率之间建立不同的回归方程,分析不同回归方程与土壤含水率的相关性,并对模型进行精度评定,得出反演土

壤含水率的最佳回归方法和最佳监测深度。

1 试验材料与方法

1.1 研究区概况

试验在西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室的灌溉试验站(108°24'E,34°18'N,海拔521 m)进行。试验站位于陕西省关中平原的杨凌区,该地区地处暖温带,属大陆性季风气候,年平均气温在10℃左右,多年平均降雨量为663 mm,年均蒸发量884 mm。土壤类型为典型的壤土。

1.2 试验材料

试验土壤取自杨凌渭河三级阶地,在0~30 cm均匀采样后用塑料袋密封带回实验室供试。测得土壤容重为1.36 g/cm³,初始质量含水率为13.5%,pH值7.46,有机质含量10 g/kg,含盐量0.52 g/kg。为使试验样品水分含量精确配置,将采样土壤晒干、碾压、混合后过2 mm筛网制成试验土样。充分混合后装入直径约16 cm,高度约11 cm的花盆中,配成质量含水率 θ_p 为3%~30%、梯度约为3%、高度分别为5 cm和10 cm的样品共60个。配好后用精度为0.01 g的电子秤称取并记录每一个花盆土壤样本的质量。将含水率梯度依次递减的土样进行编号为1~10。其中随机选取2/3的样本为建模集,1/3的样本为验证集。密封放置24 h,使水分在土壤中均匀扩散。

1.3 数据获取

试验在2017年3月29日、3月30日、3月31日于田间空地,进行,试验现场如图1所示。用深圳市大疆创新科技有限公司生产的经纬M600型多旋翼无人机,搭载美国Tetracam公司生产的Micro-MCA型多光谱相机(每个波段配备1.3M像素CMOS传感器,每张图像分辨率为1280像素×1024像素),如图2所示,共采集6种不同波长土样光谱:490 nm(蓝光)、550 nm(绿光)、680 nm(红光)、720 nm(近红外)、800 nm(近红外)、900 nm(近红外)。飞行高度经多次试飞后选定为6 m,拍摄时间选为15:00,每次拍摄前操控无人机飞至土样上方悬停5~10 s,待机身稳定后进行拍摄,保证获取图像的质量,图3为获取的多光谱影像。采集光谱前用标准白板进行标定,每次试验均进行3~4次,对光谱进行算术平

均以减小随机误差。每次拍摄完成后,立即通过称量法来计算每一个花盆土样的整体质量含水率 θ_w 。称量后取每个花盆土样的表层土(深度约 1 cm)30 g 左右装入铝盒带回实验室,在 105℃、24 h 恒温条件下用干燥法测得表层土质量含水率 θ_m 。 θ_m 的计算式为

$$\theta_m = \frac{W_1 - W_2}{W_2 - W_3} \times 100\% \quad (1)$$

式中 W_1 ——湿土加铝盒质量
 W_2 ——干土加铝盒质量
 W_3 ——空铝盒质量



图 1 无人机拍摄试验现场

Fig. 1 Unmanned aerial vehicle shooting test site



(a) 经纬M600型多旋翼无人机



(b) Micro-MCA型多光谱相机

图 2 无人机及多光谱相机

Fig. 2 Unmanned aerial vehicle and multispectral camera

1.4 遥感图像预处理与波段反射率提取

将无人机获得的遥感图像通过相机自带的



图 3 土样 R、G、B 波段合成的真彩色影像

Fig. 3 Real color images synthesized using R, G, and B bands of soil samples

PixelWrench2 软件进行预处理,先把拍摄的 6 个波段散乱原始 RAW 遥感图像在软件中进行合成,合成得到多页 TIF 格式的图片,再通过 Tif Export Tool 将其转换为单页 TIF 格式。将处理好的图像输入到图像处理软件 ENVI5.1 中进一步处理,先进行兴趣区(Region of interest, ROI)的构建,再根据花盆的边缘阴影适当调整 ROI 的大小,避免受到阴影的影响,如图 4 所示。因为在光谱采集过程中不可避免地受到测试环境、仪器本身、杂散光等因素的影响,所以以 ROI 范围内土样的平均反射光谱作为该土样的反射光谱来减小随机误差,以保证获取光谱反射的准确性。根据标准白板(反射率 100%)的光谱计算得到各花盆土样 6 个波段处的光谱反射率。

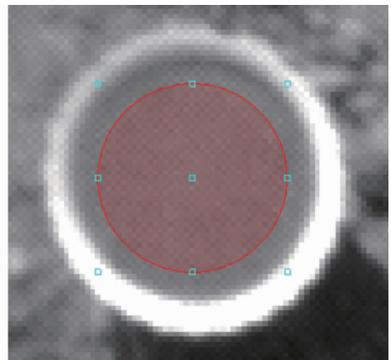


图 4 花盆土样兴趣区 ROI 的构建

Fig. 4 Construction of interest area ROI of flowerpot soil sample

1.5 回归方法

由于常规的最小二乘回归法难以克服变量间的多重共线性,而各土壤反射波段间可能存在共线性,所以采用具有较好鲁棒性^[26]的偏最小二乘法。同时考虑到在 6 个波段中,土壤含水率的变化对有些波段影响较强,对有些波段影响较弱,所以采用逐步回归法对 6 个波段变量集进行筛选,从中选出最优回归子集,变量入选和剔除的显著水平分别设为 0.10 和 0.15,从而可以选出最主要的影响因

素^[27-28]。岭回归方法是1970年HOERL和KENNARD针对最小二乘法估计回归系数时无法解决正规方程组系数矩阵奇异的情况而提出的,是一种改进的最小二乘估计。同时,通过剔除岭迹图上标准化回归系数较稳定且绝对值很小的自变量、岭回归系数不稳定且趋于零的自变量以及岭回归系数很不稳定的自变量,从而实现选择变量,消减波段之间相关性的目的^[29-30]。所以,研究分别采用偏最小二乘回归、逐步回归和岭回归方法,建立土壤4组含

水率与6个波段反射率的回归模型,并对模型进行精度分析。

2 结果与分析

2.1 土壤含水率与多波段光谱特征分析

对不同深度,同一含水率梯度下的土样光谱反射率取平均,获得3d内土样光谱反射率随含水率的变化曲线如图5所示,其中波段1~6分别对应波长为490、550、680、720、800、900 nm的6个波段。

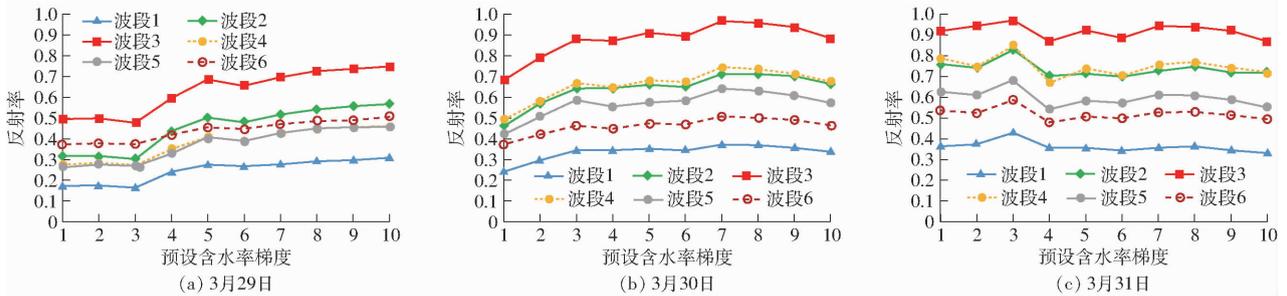


图5 土样光谱反射率随含水率变化关系曲线

Fig. 5 Relationship curves of soil spectral reflectance with moisture content

由图5可以看出,每天15:00的土壤光谱反射率均随着含水率梯度减小而增大,6个波段反射率在3月29日、3月30日和3月31日的最大变化幅度分别在0.14~0.27、0.13~0.28和0.10~0.18之间。并且随着土壤含水率的下降,各个波段的最低反射率均有一定的上升,同时各波段反射率变幅也在减小。波段3(红光波段)和波段1(蓝光波段)的反射率在各含水率梯度下均为最高和最低。这与一些成果理论相符合^[31-33]。

2.2 多重共线性分析

多元回归分析方法是处理多变量间相依关系的统计方法,在数理统计领域中有广泛的应用。但在实际应用中,若忽视自变量间的近似线性关系则可能会使得回归方程不稳定,有些自变量对因变量影响的显著性被隐蔽起来,某些回归系数的符号与实际意义不相符合等^[34-35]。所以在将6个波段反射率因素与土壤湿度进行多元回归分析前,有必要对各个波段之间进行共线性诊断,选用相关系数矩阵和方差膨胀因子(VIF)两种方法来综合评估6个波段之间线性关系的强弱。

2.2.1 相关系数矩阵

通过统计分析软件SPSS 22.0对厚度为5 cm和10 cm的花盆土样采集的光谱反射率数据分别进行相关系数矩阵分析,结果见表1和表2。

当2个变量的相关系数 R 越接近于1时,2个变量间的线性关系越强。其中,相关系数超过0.9的变量在分析时将会存在共线性问题,在0.8以上

表1 5 cm厚度花盆土样光谱相关系数矩阵

Tab. 1 Spectral correlation coefficient matrix of 5 cm thickness flowerpot soil sample

	波段1	波段2	波段3	波段4	波段5	波段6
波段1	1	0.96	0.97	0.94	0.96	0.90
波段2	0.96	1	0.97	0.98	0.96	0.93
波段3	0.97	0.97	1	0.97	0.99	0.86
波段4	0.94	0.98	0.97	1	0.97	0.89
波段5	0.96	0.96	0.99	0.97	1	0.87
波段6	0.90	0.93	0.86	0.89	0.87	1

表2 10 cm厚度花盆土样光谱相关系数矩阵

Tab. 2 Spectral correlation coefficient matrix of 10 cm thickness flowerpot soil sample

	波段1	波段2	波段3	波段4	波段5	波段6
波段1	1	0.96	0.93	0.92	0.97	0.86
波段2	0.96	1	0.97	0.94	0.96	0.82
波段3	0.93	0.97	1	0.95	0.96	0.76
波段4	0.92	0.94	0.95	1	0.95	0.68
波段5	0.97	0.96	0.96	0.95	1	0.79
波段6	0.86	0.82	0.76	0.68	0.79	1

可能会有问题^[35]。这种方法简单直观,但只能对共线性作初步的判断,并不全面,并且仅限于判断2个变量间的共线性问题,对多个变量间的共线性关系无能为力。由相关系数矩阵可以很直观地看出,6个波段之间的相关系数 R 绝大部分都大于0.8,可以证明6个波段之间有较强的共线性,为进一步说明共线性问题,采用方差膨胀因子VIF来表征其严重性。

2.2.2 方差膨胀因子

通过统计分析软件SPSS 22.0对2种土样的光谱反射率数据进行方差膨胀因子分析,结果见表3。

表 3 花盆土样光谱方差膨胀因子 VIF 统计

Tab. 3 Spectral variance expansion factor VIF statistics of flowerpot soil samples

波段 序号	5 cm		10 cm	
	容许	VIF	容许	VIF
1	0.043	23.193	0.029	34.519
2	0.015	66.926	0.035	28.57
3	0.012	80.134	0.047	21.368
4	0.021	47.054	0.058	17.105
5	0.017	57.51	0.027	36.447
6	0.081	12.318	0.163	6.154

一般建议,当某个自变量的 VIF 大于 10 时,则表明该变量与其他自变量间有很强的共线性问题^[35],所以由方差膨胀因子 VIF 统计表中可以明显得出,只有 10 cm 深度第 6 波段的 VIF 小于 10,其他波段的 VIF 都远大于 10。所以进一步说明了 6 个波段间具有严重的多重共线性问题。在本研究中,

若采用最小二乘法建立回归模型,则严重的共线性问题会使回归系数的估计值对样本数据的微小变化变得异常敏感,使得模型稳定性变得很差。同时,回归模型的预测精度也会大大降低。所以为了消除多重共线性给回归模型带来的不良影响,本研究采用了 3 种可以有效解决多重共线性问题的回归方法:偏最小二乘法、逐步回归法和岭回归法。

2.3 回归模型

采用 SPSS 22.0 和 DPS 7.05 统计分析软件,以 3 月 29 日—31 日 3 d 采集数据中的 2/3 样本进行回归建模,1/3 样本用来验证模型的精度。其中 5 cm 深度和 10 cm 深度的花盆土样每个含水率均为 60 个样本建模,30 个样本验证(表 4)。3 种回归模型、相关系数和检验值如表 5 所示。

由表 5 可以得出,3 种回归模型在反演 4 种花盆土壤含水率拟合方程的显著性检验都具有统计学

表 4 土壤含水率统计特征

Tab. 4 Statistical characteristics of soil moisture content

土壤含水率测量深度	样本类型	样本数	最小值/%	最大值/%	平均值/%	标准偏差/%	变异系数/%
5 cm 表层(1 cm)	总体样本	90	1.20	35.65	6.54	8.43	129
	建模样本	60	1.20	34.55	6.55	8.60	131
	验证样本	30	1.35	35.65	6.51	8.20	126
5 cm 整体	总体样本	90	1.33	27.90	10.97	6.46	59
	建模样本	60	1.33	27.90	10.88	6.60	61
	验证样本	30	2.18	27.61	11.15	6.28	56
10 cm 表层(1 cm)	总体样本	90	1.23	38.43	7.46	9.14	122
	建模样本	60	1.23	38.43	7.59	9.36	123
	验证样本	30	1.39	35.35	7.20	8.80	122
10 cm 整体	总体样本	90	1.87	29.36	13.60	7.20	53
	建模样本	60	1.87	29.36	13.54	7.28	54
	验证样本	30	2.19	29.32	13.70	7.14	52

表 5 不同波段反射率因素的 3 种回归模型结果

Tab. 5 Results of three regression models of different band reflectivity factors

回归方法	土壤含水率测量深度	回归模型	R ²	F	P
偏最小二乘法	5 cm 表层(1 cm)	$Y = -0.21X_1 - 0.92X_2 - 0.62X_3 + 0.88X_4 + 0.01X_5 + 0.56X_6 + 0.42$	0.802	61.35	<0.001
	5 cm 整体	$Y = 0.67X_1 - 0.65X_2 - 0.13X_3 + 0.41X_4 - 0.30X_5 - 0.03X_6 + 0.36$	0.725	27.59	<0.001
	10 cm 表层(1 cm)	$Y = 0.16X_1 - 0.94X_2 - 1.11X_3 + 0.88X_4 + 0.24X_5 + 0.42X_6 + 0.63$	0.799	36.33	<0.001
	10 cm 整体	$Y = 1.67X_1 - 0.50X_2 - 0.94X_3 + 0.52X_4 + 0.34X_5 - 0.53X_6 + 0.75$	0.753	13.94	<0.001
逐步回归法	5 cm 表层(1 cm)	$Y = -0.68X_1 - 0.79X_2 - 0.63X_3 + 1.09X_4 + 0.62$	0.833	68.62	<0.001
	5 cm 整体	$Y = -0.78X_2 + 0.59X_4 - 0.25X_5 + 0.38$	0.761	59.46	<0.001
	10 cm 表层(1 cm)	$Y = -0.51X_2 - 1.03X_3 + 0.80X_4 + 0.75$	0.824	47.99	<0.001
	10 cm 整体	$Y = 0.39X_1 - 1.20X_3 + 0.53X_4 + 0.67$	0.757	20.28	<0.001
岭回归法	5 cm 表层(1 cm)	$Y = -1.00X_2 - 0.82X_3 + 1.22X_4 + 0.64$	0.829	42.42	<0.001
	5 cm 整体	$Y = -0.08X_1 - 0.17X_2 + 0.02X_3 - 0.35X_4 + 0.39$	0.684	35.32	<0.001
	10 cm 表层(1 cm)	$Y = -0.69X_2 - 1.22X_3 + 0.76X_4 + 0.50X_5 + 0.78$	0.807	30.57	<0.001
	10 cm 整体	$Y = 0.81X_1 - 0.57X_2 - 1.02X_3 + 0.62X_4 + 0.66$	0.716	11.22	<0.001

注:Y 为土壤质量含水率;X₁ 为波段 1 反射率;X₂ 为波段 2 反射率;X₃ 为波段 3 反射率;X₄ 为波段 4 反射率;X₅ 为波段 5 反射率;X₆ 为波段 6 反射率。

意义($P < 0.01$),且均表现为极显著。但是不同的回归模型表现出了一定的差异。其中,逐步回归模型决定系数高于其他2种模型。对偏最小二乘法和岭回归法进行比较得出,在反演表层含水率时,岭回归法的决定系数较高,但在反演整体含水率时,偏最小二乘法的效果较好。所以在反演不同深度的土壤含水率时,2种方法各有长处。

通过比较不同方法对土样表层和整体含水率的反演结果发现,对土样表层含水率的反演效果明显优于整体含水率(决定系数 R^2 提高6%~21%)。所以,通过无人机多光谱遥感技术对土壤含水率的最佳监测深度约为表层1 cm。对土样深度为5 cm和10 cm的整体含水率反演结果分析,回归模型 R^2 虽有一定下降,但均大于0.68(达到强相关性)。对于无人机多光谱遥感技术对5 cm和10 cm深度的土壤含水率监测仍具有一定的可行性。

分析表5中逐步回归法4个拟合方程发现,对于2种深度花盆土的表层土含水率拟合中,波段2、3、4均通过了显著性水平 α 为0.15的筛选,表现出了对表层土壤含水率的高度显著相关性。而对于整体含水率反演效果来看,波段2、3未全部通过显著性检验,筛选结果表明,波段4对整体含水率有较高的相关性。在岭回归法拟合过程中,发现在反演两种表层土含水率的岭迹图中,波段1的标准化岭回归系数较稳定且绝对值很小,所以予以剔除,同时对其余不符合岭回归选择波长原则的波段也进行剔除^[31-32]。保留下来岭估计基本稳定的波段2、3、4。在对两种深度的整体土壤含水率拟合过程中,剔除掉了岭回归系数较小且趋于零的波段5和6,保留下来波段1、2、3、4进行方程拟合。经岭回归分析得出,波段2、3、4在反演土壤含水率中有最为显著的效果。综合表5中

逐步回归法和岭回归法得到的结果,可以得出在反演不同深度的土壤含水率方面,波段4(近红外波段,波长为720 nm)作用最为显著,其次为波段3(红光,680 nm)和波段2(绿光,550 nm)。而波段1、5、6的作用不显著。

2.4 模型验证分析

将验证集代入3种回归方程中,对回归模型进行验证和精度评定,比较3种模型在反演不同深度的土壤含水率效果。为评定模型预测效果,通过实测值与预测值计算3种模型的决定系数(R^2)、均方根误差(R_{MSE})和相对分析误差(R_{PD}),计算公式为

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$R_{PD} = \frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-1}}}{\bar{y}_{RMSE}} \quad (3)$$

式中 y_i ——土壤含水率模型预测值
 \bar{y}_i ——土壤含水率模型实测值
 \hat{y}_i ——土壤含水率模型预测值的平均值
 n ——模型检验样本的个数
 \bar{y}_{RMSE} ——土壤含水率模型的均方根误差

当相对分析误差在2.5以上时,表明模型具有极好的预测能力;当相对分析误差在2.0~2.5时,表明模型具有很好的定量预测能力;当相对分析误差在1.8~2.0时,表明模型具有较好的定量预测能力;当相对分析误差在1.4~1.8时,表明模型具有定量预测能力;当相对分析误差在1.0~1.4时,表明模型具有区别高值和低值的能力;当相对分析误差小于1.0时,表明模型不具备预测能力^[36]。验证结果见表6。

表6 不同建模方法下土壤含水率的预测值与实测值比较

Tab.6 Comparison of predicted and measured soil moisture contents under different modeling methods

回归方法	土壤含水率测量深度	模型决定系数 R^2	均方根误差 R_{MSE}	相对分析误差 R_{PD}
偏最小二乘法	5 cm 表层(1 cm)	0.742	0.029	1.99
	5 cm 整体	0.747	0.043	1.81
	10 cm 表层(1 cm)	0.743	0.040	1.80
	10 cm 整体	0.681	0.044	1.74
逐步回归法	5 cm 表层(1 cm)	0.775	0.028	2.22
	5 cm 整体	0.764	0.042	2.04
	10 cm 表层(1 cm)	0.798	0.037	2.20
	10 cm 整体	0.694	0.038	1.75
岭回归法	5 cm 表层(1 cm)	0.744	0.028	2.08
	5 cm 整体	0.762	0.043	1.84
	10 cm 表层(1 cm)	0.772	0.043	2.15
	10 cm 整体	0.634	0.042	1.58

由表 6 对 3 种建模方法下不同深度土壤含水率的预测值与实际值进行比较分析得出, 逐步回归的模型决定系数最高, 均方根误差 R_{MSE} 最小, 相对分析误差 R_{PD} 最高 (在反演 10 cm 深度的土壤整体含水率时的预测能力较差, 对其余几种含水率均有很好的定量预测能力)。对其余两种模型分析得到, 在反演 10 cm 深度的土壤整体含水率时, 偏最小二乘回归模型的预测效果优于岭回归模型, 但在其余 3 种土壤含水率反演中, 岭回归模型具有更好的预测能力, 精度与逐步回归模型相近。其中在 2 种表层含水率的反演中, 岭回归模型的 R_{PD} 大于 2, 具备很好的预测能力。偏最小二乘回归模型的 R^2 和 R_{PD} 虽较低, 但均方根误差 R_{MSE} 均在 0.1 以下, 说明偏最小二乘回归模型仍具有一定的预测能力。

比较不同回归模型对土样表层和整体含水率的预测结果得出, 对表层含水率均有较好的预测能力 ($R_{PD} \geq 1.8$), 且模型决定系数 R^2 较高 ($R^2 > 0.7$), 均方根误差 R_{MSE} 均在 0.05 以下。对整体含水率的预测效果略有下降 ($R_{PD} > 1.5$), 模型决定系数 R^2 和均方根误差 R_{MSE} 均在合理范围内。所以模型对 5 cm 和 10 cm 深度土壤含水率的预测也是可行的。

综合表 6 中对土壤含水率的各项预测精度评价指标得出, 逐步回归模型预测效果最佳, 其次为岭回归模型, 偏最小二乘回归模型的预测效果最差。回归模型对土样含水率的最佳预测深度约为 1 cm 表层, 对 5 cm 和 10 cm 深度的土样含水率仍具有一定的预测能力。

3 讨论

通过以上研究结果表明, 土壤光谱反射率与土壤含水率之间存在较好的相关性, 其建模集和预测集反演效果的决定系数 R^2 最高分别可达 0.833 和 0.798。对通过无人机遥感技术实现农田墒情的快速监测技术提供了一定的理论支持。同时, 通过回归模型对 2 种不同深度的土壤含水率反演的结果分析, 得出在可见光 (490 nm)–近红外 (900 nm) 波段反演土壤含水率中, 土壤表层 (约 1 cm) 为最佳监测深度, 其回归模型决定系数 R^2 大部分在 0.8 以上。而在 2 种不同深度的土壤整体含水率反演中, 回归模型的效果均有一定的下降, 但决定系数 R^2 仍在 0.68 以上。通过统计学理论分析得知, 3 种回归模型在反演 2 种不同深度的土壤含水率时, 模型的拟合效果均可以达到强相关性。对以后应用遥感估算土壤含水率的最佳深度有一定的认知, 同时在无人机多光谱遥应用于区域大面积墒情监测方面有一

定的参考价值。由于试验考虑的土壤含水率深度不够全面, 仍需要进行更多不同深度的反演对比试验, 确定通过多光谱技术反演土壤含水率的深度阈值。

采用了偏最小二乘法、逐步回归法和岭回归法 3 种不同的多元回归方法对 6 个波段发射率进行分析得出, 逐步回归法和岭回归法均对多个波段进行了一定的筛选, 对模型的简化和冗余数据的剔除起到了很大的作用。从模型拟合效果来看, 逐步回归方程的决定系数 R^2 均高于岭回归方程, 并由于岭回归法在岭估计剔除变量的过程中, 存在着一定的主观人为性, 且操作过程较为繁杂。所以降低了模型的便捷性和稳定性。而偏最小二乘回归模型从原理上对模型的共线性起到了一定的消除作用, 但没有对数据进行筛选, 故模型的计算效率较低。综合考虑得出, 逐步回归法具有模型简单、运算量小、变量较少的优点, 不仅节省了建模时间, 筛选出了显著性波段, 同时运算过程也更快速。

4 结论

(1) 通过对采集到的 6 个波段多光谱数据进行共线性分析得知, 其相关系数大部分在 0.8 以上且方差膨胀因子大部分在 10 以上, 均表明了波段之间具有很强的共线性。由于共线性作用会严重影响传统的最小二乘法回归结果, 所以采取可以消除共线性影响的偏最小二乘法、逐步回归法和岭回归法进行回归分析。

(2) 3 种回归方法中, 逐步回归模型拟合精度和预测精度均为最高。而偏最小二乘回归模型和岭回归模型在拟合不同深度土样含水率时各有优点, 岭回归模型的预测效果更理想。所以逐步回归法最优, 岭回归法次之, 偏最小二乘法最差。同时, 由于逐步回归模型应用的简便性和快速性, 在今后实际应用中可优先采用逐步回归模型预测土壤含水率。

(3) 比较 3 种回归模型在对 2 种不同深度土样的表层和整体含水率反演中发现, 通过已有的可见光–短波近红外波段, 可以实现对深度大约为 1 cm 的表层土壤含水率的精确反演, 而随着土壤深度的增加, 反演精度也随之下降。

(4) 通过逐步回归法和岭回归法的波段筛选作用分析中发现, 与土壤含水率最显著的波段为波长 720 nm 的近红外波段, 其次为波长 680 nm 的红光波段和波长 550 nm 的绿光波段。波长 490 nm 的蓝光波段和波长 800 nm 的近红外波段较为显著, 波长 900 nm 的近红外波段不显著。

参 考 文 献

- 1 陈仲新,新建强,唐华俊,等. 农业遥感研究应用进展与展望[J]. 遥感学报, 2016, 20(5): 748-767.
CHEN Zhongxin, REN Jianqiang, TANG Hua jun, et al. Progress and perspectives on agricultural remote sensing research and applications in China[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748-767. (in Chinese)
- 2 刘兴文,冯勇进. 应用热惯里编制土壤水分图及土壤水分探测效果[J]. 土壤学报, 1987, 24(8): 272-280.
LIU Xingwen, FENG Yongjin. Compilation of soil moisture map by means of soil thermal inertia image[J]. Acta Pedologica Sinica, 1987, 24(8): 272-280. (in Chinese)
- 3 戴昌达. 低湿地与土壤湿度的卫星遥感监测与制图[J]. 土壤学报, 1995, 32(4): 377-382.
DAI Changda. Monitoring and mapping of wetlands and soil moisture by satellite remote sensing[J]. Acta Pedologica Sinica, 1995, 32(4): 377-382. (in Chinese)
- 4 张智韬,李援农,杨江涛,等. 遥感监测土壤含水率模型及精度分析[J]. 农业工程学报, 2008, 24(8): 152-156.
ZHANG Zhitao, LI Yuannong, YANG Jiangtao, et al. Model for monitoring soil moisture using remote sensing and its accuracy analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2008, 24(8): 152-156. (in Chinese)
- 5 陈涛,卓嘎,拉巴. 那曲东部土壤水分 MODIS 遥感反演研究[J]. 土壤通报, 2017, 48(2): 298-303.
CHEN Tao, ZHUO Ga, LA Ba. Study on soil moisture by remote sensing retrieval based on MODIS data in Eastern Naqu [J]. Chinese Journal of Soil Science, 2017, 48(2): 298-303. (in Chinese)
- 6 金伟,葛宏立,杜华强,等. 无人机遥感发展与应用概况[J]. 遥感信息, 2009(1): 88-92.
JIN Wei, GE Hongli, DU Huaqiang, et al. A review on unmanned aerial vehicle remote sensing and its application[J]. Remote Sensing Information, 2009(1): 88-92. (in Chinese)
- 7 李德仁,李明. 无人机遥感系统的研究进展与应用前景[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2014, 39(5): 505-513.
LI Deren, LI Ming. Research advance and application prospect of unmanned aerial vehicle remote sensing system[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2014, 39(5): 505-513. (in Chinese)
- 8 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)
- 9 MARTINEZ J, EGGA G, AGUERA J, et al. A cost-effective canopy temperature measurement system for precision agriculture: a case study on sugar beet[J]. Precision Agriculture, 2017, 18(1): 95-110.
- 10 HOFFMANN H, JENSEN R, THOMSEN A, et al. Crop water stress maps for an entire growing season from visible and thermal UAV imagery[J]. Biogeosciences, 2016, 13(24): 6545-6563.
- 11 HOFFMANN H, NIETO H, JENSEN R, et al. Estimating evaporation with thermal UAV data and two-source energy balance models[J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2016, 20(2): 697-713.
- 12 HASSAN-ESFAHANI L, TORRES-RUA A, JENSEN A, et al. Assessment of surface soil moisture using high-resolution multi-spectral imagery and artificial neural networks[J]. Remote Sensing, 2015, 7(3): 2627-2646.
- 13 ACEVO-HERRERA R, AGUASCA A, BOSCH-LLUIS X, et al. Design and first results of an UAV-borne L-band radiometer for multiple monitoring purposes[J]. Remote Sensing, 2010, 2(7): 1662-1679.
- 14 GAMBA M, MARUCCO G, PINI M, et al. Prototyping a GNSS-based passive radar for UAVs: an instrument to classify the water content feature of lands[J]. Sensors, 2015, 15(11): 28287-28313.
- 15 MATESE A, TOSCANO P, Di GENNARO S F, et al. Intercomparison of UAV, aircraft and satellite remote sensing platforms for precision viticulture[J]. Remote Sensing, 2015, 7(3): 2971-2990.
- 16 高林,杨贵军,于海洋,等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶面积指数反演[J]. 农业工程学报, 2016, 32(22): 113-120.
GAO Lin, YANG Guijun, YU Haiyang, et al. Retrieving winter wheat leaf area index based on unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(22): 113-120. (in Chinese)
- 17 赵晓庆,杨贵军,刘建刚,等. 基于无人载高光谱空间尺度优化的大豆育种产量估算[J]. 农业工程学报, 2017, 33(1): 110-116.
ZHAO Xiaqing, YANG Guijun, LIU Jian'gang, et al. Estimation of soybean breeding yield based on optimization of spatial scale of UAV hyperspectral image[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(1): 110-116. (in Chinese)
- 18 刘焕军,康苒, SUSAN U, 等. 基于时间序列高光谱遥感影像的田块尺度作物产量预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2016, 36(8): 2585-2589.
LIU Huanjun, KANG Ran, SUSAN U, et al. Study on the prediction of cotton yield within field scale with time series hyperspectral imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2016, 36(8): 2585-2589. (in Chinese)
- 19 李冰,刘榕源,刘素红,等. 基于低空无人机遥感的冬小麦覆盖度变化监测[J]. 农业工程学报, 2012, 28(13): 160-165.
LI Bing, LIU Rongyuan, LIU Suhong, et al. Monitoring vegetation coverage variation of winter wheat by low-altitude UAV remote sensing system[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(13): 160-165. (in Chinese)
- 20 韩文霆,张立元,张海鑫,等. 基于无人机遥感与面向对象的田间渠系分布信息提取[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 205-214. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170326&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.026.
HAN Wenting, ZHANG Liyuan, ZHANG Haixin, et al. Extraction method of sublateral canal distribution information based on

- UAV remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 205 - 214. (in Chinese)
- 21 鱼自强. 无人机近红外数据处理方法研究[D]. 北京:中国地质大学, 2015.
YU Ziqiang. Processing method research on unmanned aerial vehicle near infrared data[D]. Beijing: China University of Geosciences, 2015. (in Chinese)
- 22 鱼自强,支晓栋,周萍,等. 无人机近红外遥感初探[J]. 测绘科学, 2015, 40(10): 74 - 78.
YU Ziqiang,ZHI Xiaodong,ZHOU Ping, et al. Preliminary study about near infrared remote sensing based on unmanned aerial vehicle[J]. Science of Surveying and Mapping, 2015, 40(10): 74 - 78. (in Chinese)
- 23 王利民,刘佳,杨玲波,等. 基于无人机影像的农情遥感监测应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(18): 136 - 145.
WANG Limin,LIU Jia,YANG Lingbo, et al. Applications of unmanned aerial vehicle images on agricultural remote sensing monitoring[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(18): 136 - 145. (in Chinese)
- 24 韩文霆,郭聪聪,张立元,等. 基于无人机遥感的灌区土地利用与覆被分类方法[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(11): 270 - 277. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20161137&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.037.
HAN Wenting,GUO Congcong,ZHANG Liyuan, et al. Classification method of land cover and irrigated farm land use based on UAV remote sensing in irrigation[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(11): 270 - 277. (in Chinese)
- 25 韩文霆,李广,苑梦婵,等. 基于无人机遥感技术的玉米种植信息提取方法研究[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(1): 139 - 147. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170118&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.01.018.
HAN Wenting,LI Guang,YUAN Mengchan, et al. Extraction method of maize planting information based on UAV remote sensing technology[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 139 - 147. (in Chinese)
- 26 于雷,洪永胜,耿雷,等. 基于偏最小二乘回归的土壤有机质含量高光谱估算[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 103 - 109.
YU Lei,HONG Yongsheng,GENG Lei, et al. Hyperspectral estimation of soil organic matter content based on partial least squares regression[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(14): 103 - 109. (in Chinese)
- 27 张智韬,兰玉彬,郑永军,等. 影响大豆 NDVI 的气象因素多元回归分析[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 188 - 193.
ZHANG Zhitao,LAN Yubin,ZHENG Yongjun, et al. Multiple regression analysis of soybean NDVI affected by meteorological factors[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 188 - 193. (in Chinese)
- 28 高惠璇. 处理多元线性回归中自变量共线性的几种方法——SAS /STAT 软件(6.12)中 REG 等过程增强功能的使用[J]. 数理统计与管理, 2000, 20(5): 49 - 55.
GAO Huixuan. Some method on treating the collinearity of independent variables in multiple linear regression[J]. Journal of Applied Statistics and Management, 2000, 20(5): 49 - 55. (in Chinese)
- 29 张曼,刘旭华,何雄奎,等. 岭回归在近红外光谱定量分析及最优波长选择中的应用研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(5): 1214 - 1217.
ZHANG Man,LIU Xuhua,HE Xiongkui, et al. Study on the application of ridge regression to near-infrared spectroscopy quantitative analysis and optimum wavelength selection[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(5): 1214 - 1217. (in Chinese)
- 30 杨楠. 岭回归分析在解决多重共线性问题中的独特作用[J]. 统计与决策, 2004(3): 14 - 15.
- 31 孙越君,郑小坡,秦其明,等. 不同质量含水量的土壤反射率光谱模拟模型[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(8): 2236 - 2240.
SUN Yuejun,ZHENG Xiaopo,QIN Qiming, et al. Modeling soil spectral reflectance with different mass moisture content[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(8): 2236 - 2240. (in Chinese)
- 32 陈祯. 不同土壤含水率、体积质量及光谱反射率的关系模型[J]. 农业工程学报, 2012, 28(4): 76 - 81.
CHEN Zhen. Relationship model among water content, bulk density and reflectivity of different soil[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(4): 76 - 81. (in Chinese)
- 33 何挺,王静,程焯,等. 土壤水分光谱特征研究[J]. 土壤学报, 2006, 43(6): 1027 - 1032.
HE Ting,WANG Jing,CHENG Ye, et al. Spectral features of soil moisture[J]. Acta Pedologica Sinica, 2006, 43(6): 1027 - 1032. (in Chinese)
- 34 李严洁. 多元回归中的多重共线性及其存在的后果[J]. 中国卫生统计, 1992, 9(1): 24 - 27.
LI Yanjie. Multicollinearity and its consequence in multiple regression[J]. Chinese Journal of Health Statistics, 1992, 9(1): 24 - 27. (in Chinese)
- 35 刘国旗. 多重共线性的产生原因及其诊断处理[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版, 2001, 24(4): 607 - 610.
LIU Guoqi. Cause of multi-collinearity and its diagnosis and treatment[J]. Journal of Hefei University of Technology: Natural Science, 2001, 24(4): 607 - 610. (in Chinese)
- 36 张秋霞,张合兵,张会娟,等. 粮食主产区耕地土壤重金属高光谱综合反演模型[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 148 - 155. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20170319&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2017.03.019.
ZHANG Qiuxia,ZHANG Hebing,ZHANG Huijuan, et al. Hybrid inversion model of heavy metals with hyperspectral reflectance in cultivated soils of main grain producing areas[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 148 - 155. (in Chinese)