

剔除土壤背景的冬小麦根域土壤含水率遥感反演方法

张智韬^{1,2} 周永财^{1,2} 杨 帅^{1,2} 谭丞轩² 劳聪聪^{1,2} 许崇豪²

(1. 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;

2. 西北农林科技大学水利与建筑工程学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为剔除无人机多光谱图像中的土壤背景、提高作物根域土壤含水率反演精度,以不同水分处理的拔节期冬小麦为研究对象,利用无人机多光谱相机分别在 09:00、11:00、13:00、15:00 和 17:00 等 5 个时刻获取高分辨率多光谱图像,采用改进的植被指数阈值法快速确定植被像元与土壤像元的分类阈值,通过阈值划分别除土壤背景,并根据阈值变化研究土壤背景对冬小麦冠层反射率的影响,建立了剔除土壤背景前后基于植被指数的土壤含水率反演模型。结果表明,应用改进的植被指数阈值法可有效剔除多光谱图像中的土壤背景,其中基于植被指数 RDVI 的剔除精度最高,总体精度在 91.32% 以上;土壤背景对冬小麦冠层近红外波段的反射率影响较大,红边波段次之,而对可见光波段的反射率影响较小;剔除土壤背景前后的植被指数与土壤含水率均呈线性关系,剔除土壤背景对反演土壤含水率的精度有显著提高,其中 NGRDI 反演深度 10~20 cm 的冬小麦根域土壤含水率效果最好,建模集 R^2 和 RMSE 分别为 0.739 和 2.0%,验证集 R^2 和 RMSE 分别为 0.787 和 2.1%。

关键词: 冬小麦; 土壤含水率; 土壤背景; 多光谱图像; 植被指数

中图分类号: S152.7; S252 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)04-0197-11

OSID:



Inversion Method for Soil Water Content in Winter Wheat Root Zone with Eliminating Effect of Soil Background

ZHANG Zhitao^{1,2} ZHOU Yongcai^{1,2} YANG Shuai^{1,2} TAN Chengxuan² LAO Congcong^{1,2} XU Chonghao²

(1. Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas, Ministry of Education, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. College of Water Resources and Architectural Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: Eliminating the soil background in multispectral images with unmanned aerial vehicles (UAV) to improve the inversion accuracy of soil water content (SWC) in crop root zone is an effective method. The winter wheat (in the jointing stage) under different water treatments was used as the research object. Firstly, the UAV-borne multispectral cameras was used to obtain the high-resolution multispectral images at five moments (09:00, 11:00, 13:00, 15:00 and 17:00). Secondly, the improved vegetation index threshold method was used to determine the classification threshold to divide vegetation pixels and soil pixels quickly, and the soil background was eliminated with the classification threshold. According to the threshold changes of the vegetation index threshold method, the effect of soil background on the canopy reflectance was studied. Finally, the inversion models of SWC with vegetation indices were established before and after eliminating the soil background. The research results showed that the improved vegetation index threshold method could eliminate the soil background in multispectral images effectively, and the elimination accuracy of vegetation index RDVI was the highest (the overall accuracy was above 91.32%); the effect of soil background on the canopy reflectance in the near-infrared band was the biggest, followed by it in the red edge band and the effect in the visible light band was the lowest; there was a linear relationship between the vegetation index and SWC before and after eliminating the soil background, and the inversion accuracy of SWC in winter wheat root zone was improved significantly after eliminating the soil background. The performance of NGRDI at the depth of 10~20 cm was the best with

收稿日期: 2020-06-10 修回日期: 2020-08-09

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0403302)、国家自然科学基金项目(51979232)、陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2019JM-066)和杨凌示范区科技计划项目(2018GY-03)

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

R^2 and RMSE of calibration dataset of 0.739 and 2.0%, and these of validation dataset were 0.787 and 2.1%, respectively.

Key words: winter wheat; soil water content; soil background; multispectral image; vegetation index

0 引言

土壤水分是作物生长发育的重要条件,也是指导灌溉的理论依据。土壤水分包括表层土壤水分(保持在 10 cm 以上的土壤中)和根域土壤水分(保持在 10 cm 以下的土壤中)^[1]。表层土壤水分是解决地面与大气之间水分和能量交换的关键组成部分,而作物生长发育的水分主要来源于根域土壤^[2]。土壤含水率测定方法有干燥法、土壤湿度传感器测量法、土壤水量平衡法和遥感技术测量法等。传统的干燥法一直被用作土壤含水率测定的标准技术方法,但是该方法相对耗时、耗力,且具有破坏性;土壤湿度传感器测量法和土壤水量平衡法则存在设备成本高、准确性差等缺点^[3];而无人机遥感技术具有操作灵活、时空分辨率较高等优点,为快速无损测定土壤含水率提供了可能^[4-5]。

早期利用热红外遥感与现场测量相结合的方法测量或定量估算土壤含水率,并且将光学、热红外遥感技术和微波传感器相结合,同样为大规模监测土壤含水率提供了可能^[6-9]。尽管目前已取得了一些研究成果^[10-11],但主要是反演表层土壤含水率,利用高分辨率的无人机多光谱遥感数据对作物覆盖下根域土壤含水率的研究很少。

研究表明,根域土壤含水率对作物生理状态影响很大,理论上可以通过作物冠层反射率或植被指数间接测定根域土壤含水率^[12-14]。由于高分辨率无人机多光谱图像受到土壤背景的干扰,导致根域土壤含水率的监测精度普遍较低。因此,有学者对降低土壤背景的干扰进行了研究^[15-17]。尽管在剔除土壤背景研究上有了很大的改进,但土壤线和各种指数仍然对土壤背景和覆盖度变化有一定的敏感性^[18-19]。采用植被指数可以在最大程度上剔除土壤背景,而植被指数阈值法是基于植被指数有效识别作物与非作物像元之间的阈值,通过阈值划分来剔除土壤背景,而应用植被指数阈值法剔除土壤背景的关键是确定土壤与作物之间的植被指数阈值。

本文以 4 种水分处理下的拔节期冬小麦为研究对象,利用无人机搭载多光谱传感器获取高分辨率多光谱图像,采用改进的植被指数阈值法快速确定多光谱图像中土壤与冬小麦的植被指数阈值,以实现土壤背景的剔除,研究不同土壤含水率和作物阴影对土壤背景剔除精度的影响,以及土壤背景对提

取冬小麦冠层反射率的影响,利用剔除土壤背景和未剔除土壤背景的植被指数与土壤含水率建立关系模型,探究剔除土壤背景对冬小麦根域土壤含水率反演精度的影响。

1 材料与方法

1.1 试验地概况

试验地位于陕西省杨凌示范区西北农林科技大学的中国旱区节水农业研究院(34°17′42.17″N, 108°4′20″E,海拔 525 m)。该地区年平均降雨量 635 mm,且主要集中在 7—9 月,属于暖温带季风半湿润气候区,试验地深度 0~60 cm 的土壤类型为中壤土,平均田间持水率为 26%,凋萎系数为 8.6%(均为质量含水率),土壤干容重 1.44 g/cm³,土壤 pH 值为 8.1,有机质质量比为 13.3 g/kg,总氮质量比为 0.82 g/kg,试验地概况如图 1 所示。

1.2 试验设计

试验小区布设采用完全随机设计,如图 1b 所示,设置 4 个水分处理,灌水上限分别为 T1(50% 田间持水量)、T2(65% 田间持水量)、T3(80% 田间持水量)和 T4(对照组,95% 田间持水量),每个水分处理 3 个重复,如小区编号 T1-1 代表 T1 水分处理的第 1 个重复,共计 12 个小区。试验地播种前施氮肥和磷肥各 240 kg/hm²作为基肥,冬小麦品种选用的是陕西中部地区推广的小偃 22,播种时间为 2018 年 10 月 15 日,每个小区设置为 4 m×4 m,种植行距为 0.25 m,播种密度为 100 万株/hm²。本研究于 2019 年 3 月 24、25、28、31 日进行试验,24 日为灌水处理前的对照试验,25、28、31 日为灌水处理后的试验。此时冬小麦正处于拔节期,天气晴朗,而且试验期间对每个小区都配有移动式遮雨棚,防止降雨干扰。

1.3 无人机多光谱遥感数据采集

试验期间,使用大疆创新公司(DJI)生产的经纬 M600 型六旋翼无人机搭载多光谱传感器获取冬小麦冠层多光谱图像。如图 2 所示,多光谱传感器为 Tetracam 公司生产的 Micro-MCA 型多光谱相机(简称 μ -MCA)。 μ -MCA 多光谱相机有 490、550、680、720、800、900 nm 共 6 个波长的光谱采集通道,能够搭载于 M600 型六旋翼无人机。试验期间每日采集 5 次多光谱影像(采集时间为 09:00、11:00、13:00、15:00 和 17:00),无人机飞行高度为 15 m,多光谱相机镜头垂直向下,对应的地面分辨率为

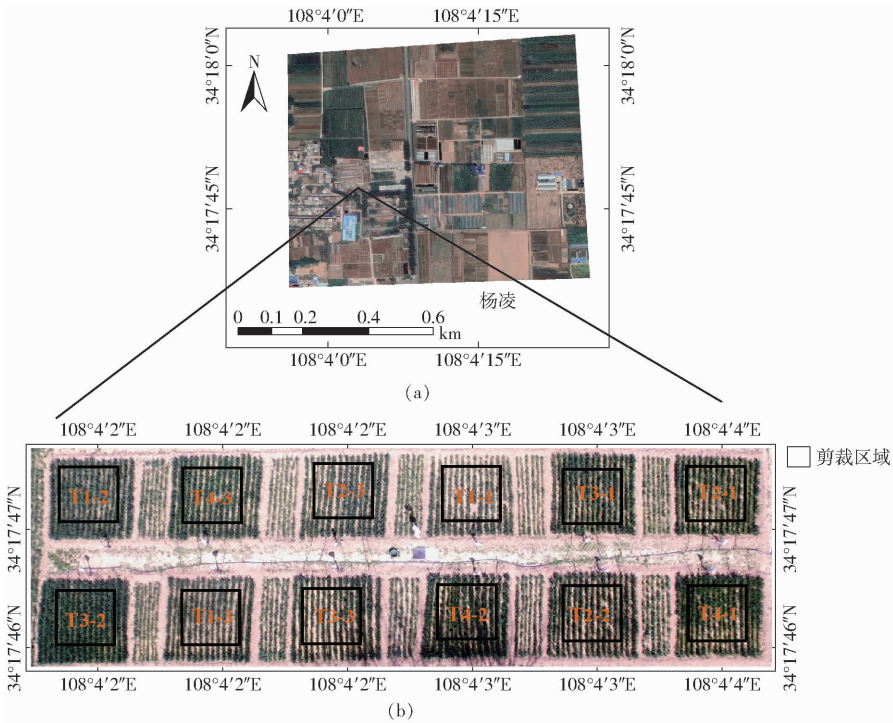


图 1 试验地概况图

Fig. 1 Overview of experimental site



图 2 M600 型无人机和 Micro-MCA 多光谱相机实物图

Fig. 2 Real pictures of M600 UAV and Micro-MCA multispectral camera

1.4 地面数据采集与处理

试验期间,在每日 13:00 光谱数据采集完成后,及时在每个水分处理小区的 中心区域打钻取土,根据拔节期冬小麦根系活动层所在深度,每个小区取土深度分别为 0 ~ 10 cm、10 ~ 20 cm、20 ~ 30 cm 和 30 ~ 40 cm,共 4 个深度的土壤样本,并采用干燥法测定 4 个深度下的冬小麦土壤含水率(体积含水率,%),每个深度土壤样本共 48 个。随机抽取 3/4 数据用于建模,1/4 数据用于验证,对 4 个深度土壤含水率的样本进行统计分析,样本统计特征如表 1 所示。在拔节期冬小麦试验结束后(2019 年 3 月 31 日)对每个小区中间区域的冬小麦取样,并用干燥法测定冬小麦的植株含水率(相对含水率,%)。

1.5 数据分析

1.5.1 土壤背景剔除

基于无人机多光谱图像的波段范围,选择植被

表 1 土壤含水率的描述性统计分析							
Tab. 1 Descriptive statistical analysis of SWC							
土壤深度/cm	数据集	样本量	最小值/%	最大值/%	均值/%	标准差/%	变异系数/%
0 ~ 10	建模集	36	13.2	27.7	17.6	3.9	22.2
	验证集	12	13.1	25.2	17.3	6.1	35.5
	总体	48	13.1	27.7	17.6	3.9	22.2
10 ~ 20	建模集	36	13.3	28.1	17.9	4.0	22.2
	验证集	12	13.7	25.4	17.6	4.0	22.5
	总体	48	13.3	28.1	17.8	3.9	22.0
20 ~ 30	建模集	36	13.1	25.9	18.1	3.6	19.7
	验证集	12	14.2	25.9	17.9	4.0	22.5
	总体	48	13.1	25.9	18.1	3.6	20.2
30 ~ 40	建模集	36	13.2	25.8	18.1	3.2	17.6
	验证集	12	14.5	26.3	18.0	3.9	21.6
	总体	48	13.2	26.3	18.1	3.3	18.4

指数 DWSI^[20]、NGRDI^[21]、NDVI^[22]、EXG^[23]、OSAVI^[24]、RDVI^[25]和 MSR^[26]来剔除土壤背景并用于反演土壤含水率。使用 PixelWrench2 对 μ -MCA 多光谱相机采集的原始图像进行预处理,并用软件 ENVI 5.3 对预处理后的各个小区的多光谱图像进行波段运算,得到多种植被指数的灰度图像。为实现准确、自动的植被检测,以及正确的分割参数,需要一种简便、高效的方法来寻找设置植被与裸地之间断点的植被指数阈值,而植被指数阈值法^[27]可以有效确定作物与土壤像元之间的阈值。本文利用改进的植被指数阈值法将 OTSU 算法和高斯滤波结合,假设图像包含两类像素(土壤和植被),然后基

于最小化组合传播(类内方差)和高斯滤波线性减噪过程,可以快速确定多光谱图像中作物与土壤像元之间的阈值。在 Python 3.6.3 中运行该算法得到小区的各种植被指数阈值,在 ENVI 软件中通过植被指数阈值对各个小区多光谱图像的冬小麦和土壤进行掩膜处理,实现土壤背景的剔除。

1.5.2 土壤含水率反演及精度评价

利用混淆矩阵精度验证法评价植被指数阈值法的分类精度,评价指标为 Kappa 系数和总体精度^[28]。用分类精度最高的植被指数剔除土壤,并通过该植被指数确定的阈值来提取冬小麦冠层反射率,分析土壤背景中土壤含水率变化和阴影干扰对反射率的影响,进一步判别植被指数用于剔除土壤背景的准确性。

用未剔除土壤和剔除土壤的反射率计算不同植被指数,通过这些植被指数反演不同深度的土壤含水率,以 7 个植被指数为自变量和土壤含水率为因变量建立线性模型,比较剔除土壤背景前后模型的决定系数(R^2)和均方根误差(RMSE),分析土壤背景对反演土壤含水率的影响。 R^2 越接近 1,RMSE 越接近 0,则该反演模型的精度和准确性越好^[11,29]。

2 结果与分析

2.1 土壤背景对植被指数阈值法分类精度的影响

基于 1.5 节描述的数据处理过程,应用 7 种植被指数处理不同时刻(09:00、11:00、13:00、15:00 和 17:00)获取的冬小麦多光谱图像,分析作物阴影对植被指数阈值法剔除背景的影响。通过 7 个植被指数剔除背景后,进行精度评价得到的 Kappa 系数及图像分类精度如图 3 所示。

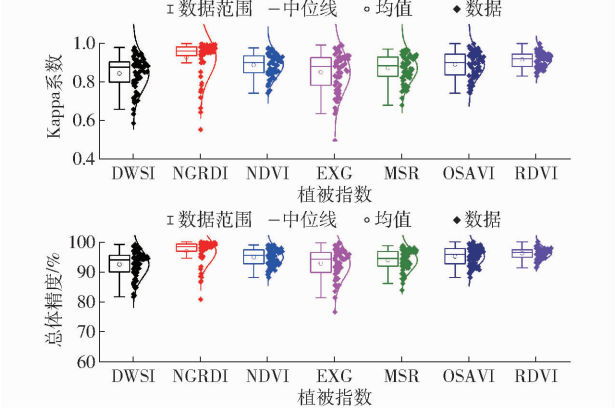


图 3 作物阴影干扰下的多光谱图像分类精度
Fig. 3 Classification accuracy of multispectral image with crop shadow interference

由图 3 可看出,利用植被指数阈值法进行分类的拔节期冬小麦多光谱图像效果较好,总体精度和 Kappa 系数整体呈正态分布。其中 RDVI 对冬小麦

多光谱图像的分类精度最高,在所有图像的分类结果中总体精度达到了 91.35%,大部分都集中于 97.25%,而且 Kappa 系数均在 0.83 以上,均值为 0.91。而基于植被指数 NDVI 和 OSAVI 的分类效果也相对较好,Kappa 系数整体都大于 0.7,总体精度也都在 88.59% 以上。但是基于 EXG、NRGDI 和 DWSI 这 3 种植被指数分类效果相对较差,总体精度都出现 80% 甚至低于 80% 的情况,而且对应的 Kappa 系数出现了低于 0.6 的情况。由于太阳高度角的变化,导致 09:00、11:00、15:00 和 17:00 采集多光谱数据时的太阳没有完全正射冬小麦冠层,造成土壤背景中不只有裸土,还存在较多冬小麦投影到土壤中的阴影,这使得土壤存在阳光直射的裸土和有阴影的土壤。所以,为避免作物阴影的干扰,对 24、25、28、31 日 13:00(此时阳光正射试验地冬小麦冠层)的冬小麦多光谱图像进行分类,分析土壤含水率变化对植被指数与阈值法剔除背景的影响,得到的精度评价结果如图 4 所示。

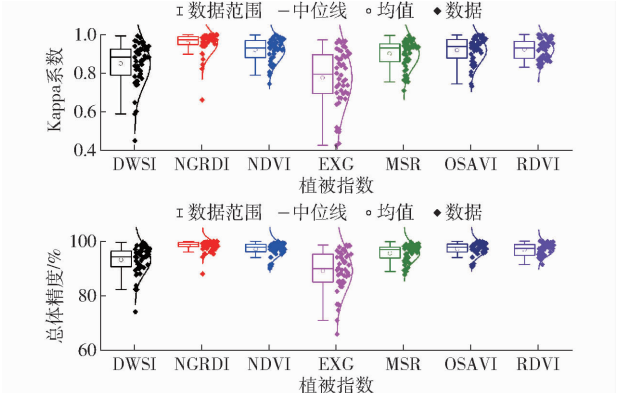


图 4 土壤含水率变化下的多光谱图像分类精度
Fig. 4 Classification accuracy of multispectral image with SWC changing

从图 4 可以发现,RDVI 的分类效果依然最好,总体精度达到 91.32% 以上,Kappa 系数都在 0.85 以上。NDVI 和 OSAVI 的分类精度相似,仅比 RDVI 略低一点。DWSI、NGRDI 和 EXG 的分类效果依然较差,但是基于植被指数 NGRDI 在土壤含水率变化下的图像分类效果明显高于作物阴影干扰下的图像分类效果,总体精度普遍都在 96.23% 左右,但是也会出现分类精度降低的情况。

造成这种现象的原因可能是计算 DWSI、EXG 和 NGRDI 这 3 个植被指数的中心波长(490、550、680 nm)都在可见光波段,冬小麦和土壤背景之间的反射率差别较小,而在近红外波段(中心波长为 720、800、900 nm)二者之间的反射率差别较大^[20,30]。NDVI 和 OSAVI 基于冬小麦和土壤在红色、近红外波段反射率的变化差异,通过归一化扩大

土壤与冬小麦差异,同时最小化了光照强度变化的影响,增强了对冬小麦的识别能力,但它们对土壤亮度敏感。而 RDVI 有效消除了土壤反射率的影响,更好地适应于不同水分处理导致覆盖度差异悬殊的试验区域,使得对冬小麦的识别能力更强^[31]。因此含有近红外波段的植被指数在一定程度上更能响应冬小麦生长环境的变化,使对应的分类精度更高。

2.2 土壤背景对提取冬小麦冠层反射率的影响

土壤背景中土壤含水率变化和裸土上的冬小麦阴影会导致土壤亮度发生变化,同时也对提取的冬小麦冠层反射率有很大影响。

2.2.1 不同土壤含水率对提取冬小麦冠层反射率的影响

尽管植被指数 RDVI 的分类精度最好,但是同一类型的土壤在不同含水率下的光谱反射率变化差异较大,这导致了用植被指数阈值法确定的阈值受土壤含水率变化的影响较大,这也会影响提取冠层反射率。为避免阴影和土壤水分变化的交互影响,本研究以 13:00 获取的冬小麦多光谱图像为研究对象,图 5 给出了试验期间植被指数阈值法确定 13:00 多光谱图像的 RDVI 阈值与不同深度土壤含水率的相关性矩阵图。

图 5 相关性矩阵图表明,在水分处理前后基于 RDVI 确定的阈值和土壤含水率均呈正相关,并与 0~10 cm 的土壤含水率相关性均最高,而与 10 cm 以下的土壤含水率相关性普遍较低。其中水分处理前的 24 日阈值与深度 0~10 cm 的土壤含水率相关性最高($r=0.914$),而水分处理后的 25、28、31 日阈

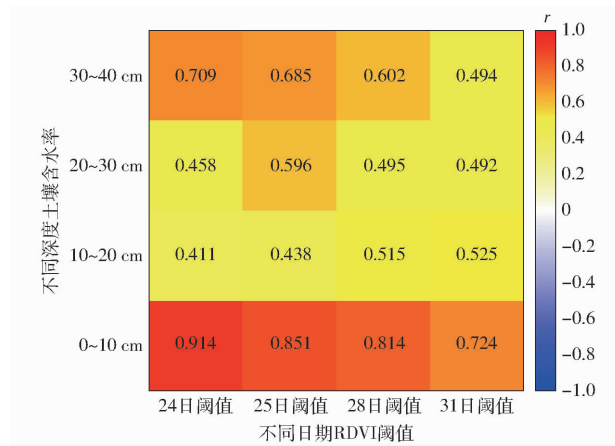


图 5 基于 RDVI 确定的阈值与不同深度土壤含水率的相关性矩阵图

Fig. 5 Correlation matrix of RDVI threshold value and SWC at different depths

值与深度 0~10 cm 土壤含水率的相关性呈减小趋势,深度 30~40 cm 的土壤含水率与 RDVI 阈值的相关性表现出同样的变化趋势,10~20 cm 和 20~30 cm 深度的土壤含水率与阈值之间的相关性变化不大。这表明 0~10 cm 处土壤含水率对植被指数阈值法确定作物与土壤像元之间的阈值影响最大,而水分处理导致土壤含水率与阈值之间的相关性降低,这对提取冬小麦冠层反射率影响较大。

图 6 所示(图中 b1~b6 分别表示中心波长为 490、550、680、720、800、900 nm 的光谱反射率,下同)为水分处理前后基于 RDVI 阈值提取的冬小麦冠层反射率。T1 处理的冬小麦由于土壤含水率没有变化,因此冠层波段反射率变化很微弱。而其他处理下的冬小麦冠层反射率变化较明显,T2 处理的冬小麦冠层反射率表现为突降,随后逐渐增大,T3、

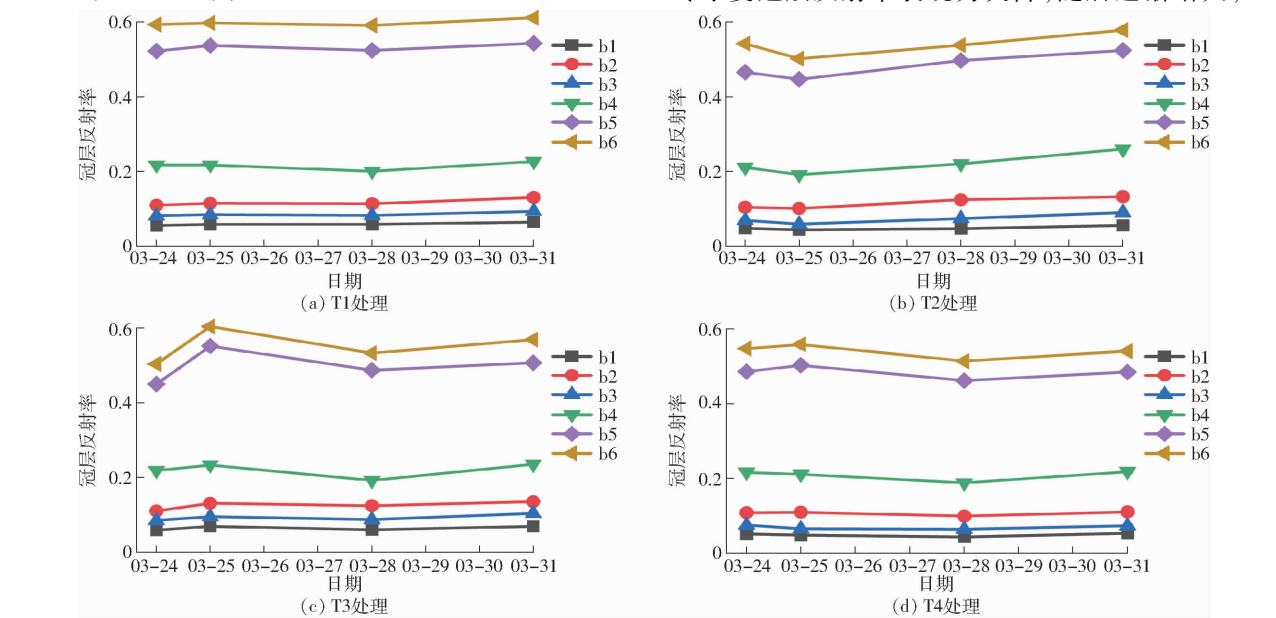


图 6 水分处理前后的冬小麦冠层反射率变化曲线

Fig. 6 Changes of canopy reflectance of winter wheat before and after water treatment

T4 处理的冠层反射率表现为突增,在 25 日反射率又下降,直至 31 日才开始增大,整体呈“波浪”形状。而反射率的变化主要是近红外波段,可见光波段的反射率几乎没有变化,显然,在近红外波段(b4、b5 和 b6)的反射率受土壤含水率变化的影响更明显,而在可见光波段(b1、b2 和 b3)的反射率变化对土壤含水率变化几乎没影响。

2.2.2 作物阴影对提取冬小麦冠层反射率的影响

由于不同时间点的多光谱图像对应的太阳高度角有差异,这往往会导致裸土出现冬小麦阴影,尤其

在 09:00 和 17:00 时试验小区的裸土上几乎完全是冬小麦阴影,在 11:00 和 15:00 则有一半的土壤含有阴影,仅在 13:00 才几乎没有阴影。如果不考虑阴影的影响,就会降低从遥感图像中研究冬小麦冠层特征及其变化检测的准确性。所以在这项研究中,使用分类精度最高的植被指数 RDVI 对 5 个时刻的多光谱图像进行阈值分类,探讨冬小麦阴影对阈值法确定阈值的影响。图 7 反映了在满足高分类精度时确定的冠层阈值与采集图像时刻的变化关系。

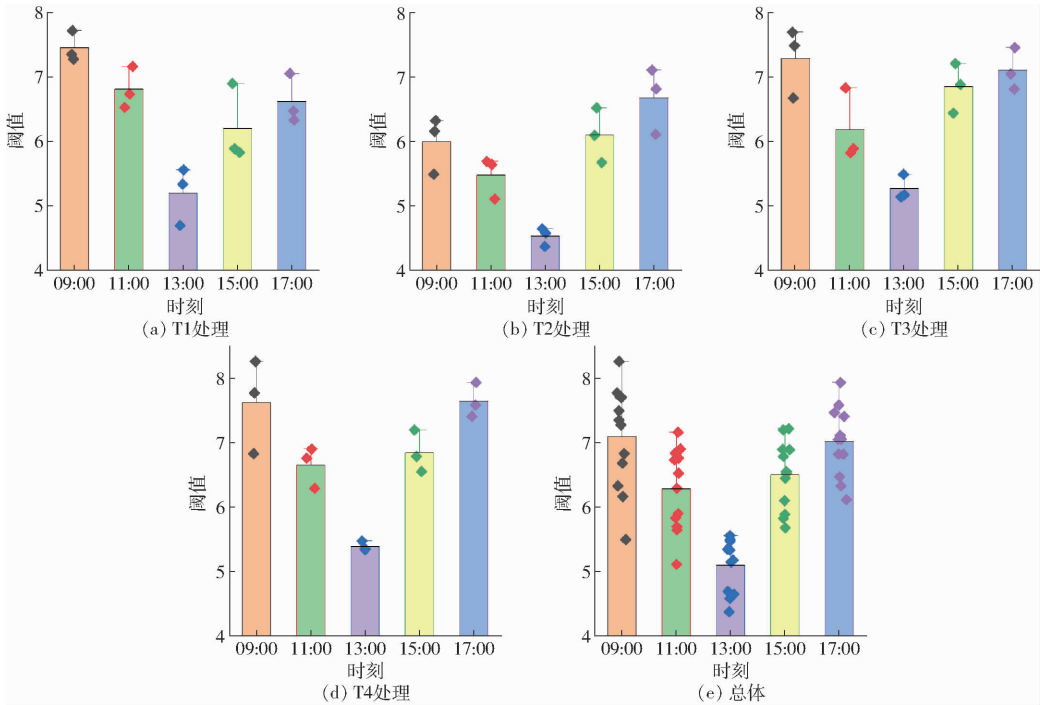


图 7 图像采集时刻对 RDVI 阈值法确定阈值的影响

Fig. 7 Influence of image acquisition time on determination of threshold by RDVI threshold method

结果表明,随着采样时间的变化,4 个水分处理确定的阈值都呈“V”状,在 13:00 确定的阈值始终低于另外 4 个时间点确定的阈值,而且在 13:00 各个小区多光谱图像确定的阈值也更加集中。结合 13:00 的太阳高度角最大,11:00 和 15:00 的太阳高度角次之,而 09:00 和 17:00 太阳高度角最低^[32],发现随着太阳高度角的降低,阈值明显增大,而且误差也较大。并且在总体上,不同时间点的阈值变化范围很大,这可能是 T3 和 T4 处理的试验小区土壤含水率高,在太阳高度角变化时,作物蒸散发变化比较大,使得冬小麦冠层与土壤之间的阈值变化明显。

由于阈值受太阳高度角的影响,导致提取的冠层反射率同样发生变化,如图 8 所示。显然阈值变化趋势与冬小麦的冠层波段反射率变化趋势基本一致,都呈“V”状,T3、T4 处理的冬小麦表现为 13:00 反射率最低,但是 T1-1、T1-2 和 T1-3 的波段反射率低谷都出现在 11:00,而 T2 处理下,冬小麦反射率

的低谷出现时间也都有向 11:00 靠近的趋势,这可能是由于 T1 和 T2 处理的冬小麦处于水分亏缺状态,作物覆盖度比较低的影响。然而,仅在近红外波段(b4、b5 和 b6)的反射率出现波动,而可见光波段(b1、b2 和 b3)的反射率几乎没有变化。这表明作物阴影对近红外波段的反射率影响很大,对可见光波段的反射率影响很小。

2.3 土壤背景对冬小麦根域土壤含水率反演的影响

如 2.2 节所述,冬小麦冠层在 13:00 时刻获取的反射率有效降低了阴影的干扰,而且对土壤含水率的差异最敏感,表 2 为剔除土壤背景前后的各种植被指数与实测的土壤含水率之间的线性反演模型。结果表明,本文所考虑的植被指数与不同深度的含水率存在较高的显著相关性。总体上,剔除土壤背景后的植被指数与土壤含水率反演效果明显比未剔除土壤背景好,并且与其他植被指数相比,在相同的显著性水平下,NGRDI 在不同深度的土壤含水

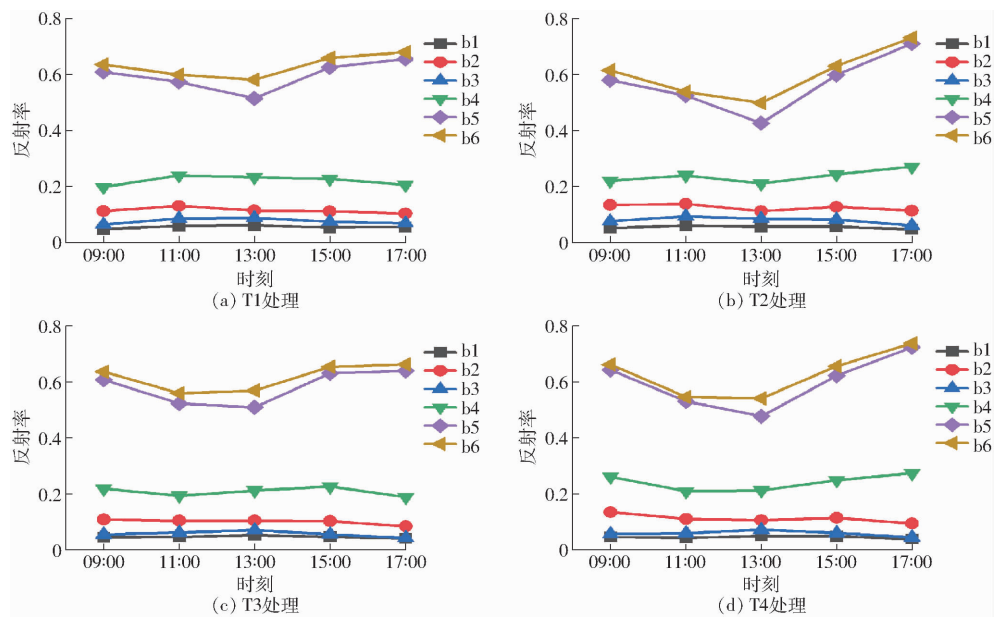


图 8 不同时刻冬小麦冠层反射率的变化曲线

Fig. 8 Changes of canopy reflectance of winter wheat at different times

表 2 基于植被指数的不同深度土壤含水率线性反演模型(建模集)评价指标

植被指数	0 ~ 10 cm			10 ~ 20 cm			20 ~ 30 cm			30 ~ 40 cm		
	R^2	RMSE/%	P	R^2	RMSE/%	P	R^2	RMSE/%	P	R^2	RMSE/%	P
DWSI	0.641	2.3	<0.001	0.698	2.1	<0.001	0.591	2.2	<0.001	0.475	2.3	<0.01
DWSI *	0.560	2.6	<0.001	0.601	2.5	<0.001	0.466	2.6	<0.01	0.391	2.5	<0.05
NGRDI	0.687	2.2	<0.001	0.739	2.0	<0.001	0.630	2.1	<0.001	0.505	2.2	<0.01
NGRDI *	0.606	2.4	<0.001	0.635	2.4	<0.001	0.513	2.5	<0.001	0.424	2.4	<0.01
EXG	0.592	2.5	<0.001	0.608	2.4	<0.001	0.588	2.3	<0.001	0.494	2.2	<0.01
EXG *	0.529	2.6	<0.001	0.577	2.5	<0.001	0.490	2.5	<0.01	0.373	2.5	<0.05
MSR	0.646	2.3	<0.001	0.697	2.1	<0.001	0.524	2.4	<0.001	0.436	2.4	<0.01
MSR *	0.576	2.5	<0.001	0.605	2.5	<0.001	0.458	2.6	<0.01	0.391	2.5	<0.05
RDVI	0.440	2.9	<0.01	0.459	2.9	<0.01	0.334	2.9	<0.05	0.299	2.6	<0.1
RDVI *	0.445	2.9	<0.01	0.451	2.9	<0.01	0.347	2.8	<0.05	0.299	2.6	<0.1
NDVI	0.625	2.4	<0.001	0.671	2.2	<0.001	0.522	2.4	<0.001	0.412	2.4	<0.05
NDVI *	0.548	2.6	<0.001	0.572	2.6	<0.001	0.454	2.6	<0.01	0.370	2.5	<0.05
OSAVI	0.576	2.5	<0.001	0.610	2.4	<0.001	0.463	2.6	<0.01	0.387	2.5	<0.05
OSAVI *	0.512	2.7	<0.01	0.527	2.7	<0.001	0.413	2.7	<0.01	0.346	2.5	<0.05

注：* 表示包含土壤背景计算的植被指数。

率反演模型最优,而且在反演 10 ~ 20 cm 的决定系数最高,深度 30 ~ 40 cm 的决定系数最低。但是, RDVI 和 OSAVI 与土壤含水率的相关性最不显著,虽然 RDVI 和 OSAVI 被认为能有效估算植被叶绿素的含量,但是在短期的水分处理下,冬小麦的叶绿素受到土壤水分影响很少,所以通过 RDVI 和 OSAVI 间接反演不同深度的土壤含水率效果较差。

根据表 2 的线性建模分析,以植被指数 NGRDI 研究土壤背景对不同深度根域土壤含水率反演的影响(图 9)。结合表 2 和图 9 可以看出,剔除土壤背景后,对深度 0 ~ 10 cm、10 ~ 20 cm 和 20 ~ 30 cm 的

土壤含水率反演模型的决定系数都达到了 0.6 以上,其中 10 ~ 20 cm 的决定系数最高,均方根误差 RMSE 最小,为 2.0%。同样包含土壤背景的植被指数在 10 ~ 20 cm 反演效果最好,但是含土壤背景反演模型的决定系数始终比不含土壤背景的低。通过图 9 反映包含土壤和不含土壤背景计算的 NGRDI 分布情况,可以看出含土壤背景计算的 NGRDI 普遍比不含土壤背景的小,而且出现较多负值的情况。说明土壤背景的存在,使计算的植被指数包含了与土壤含水率无关的噪声,增大了植被指数反演土壤含水率的误差,导致含土壤背景的 NGRDI 对土壤含水率反演效果变差。

通过基于 NGRDI 反演土壤含水率的实测值与预测值比较,可以看出剔除土壤的背景模型远比未剔除土壤背景的拟合效果好,如图 10 所示,决定系数均大于 0.6,斜率更加接近 1,并且对深度

10 ~ 20 cm 土壤含水率的反演模型拟合效果最优, R^2 为 0.787, RMSE 为 2.1%。所以,与其他植被指数相比,NGRDI 更适用于不同深度土壤含水率的反演。

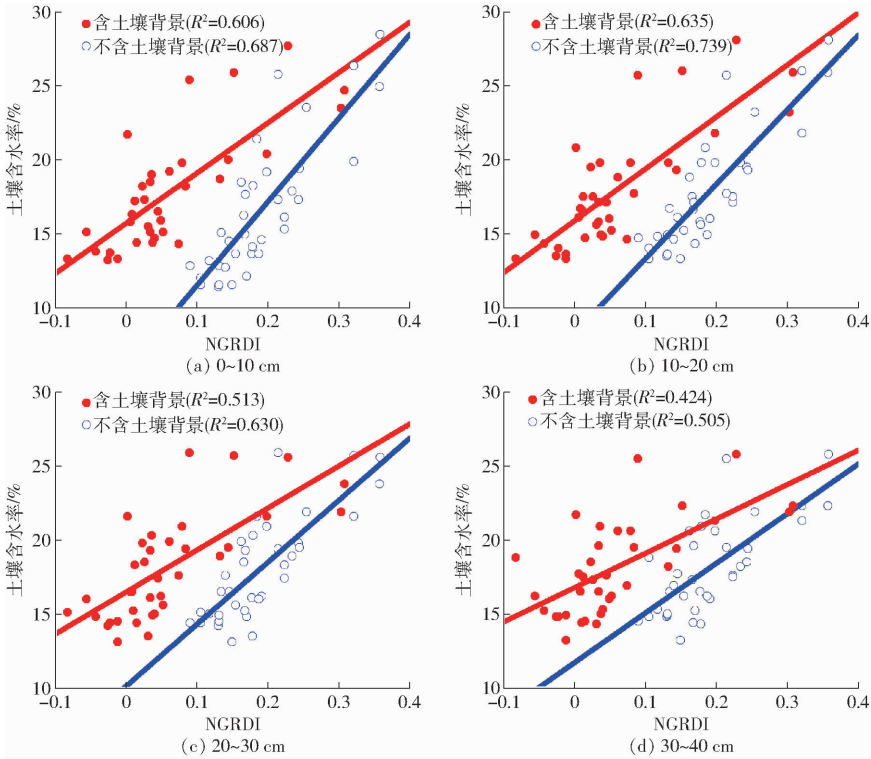


图 9 基于 NGRDI 与土壤含水率建模分析

Fig. 9 Modeling and analysis based on NGRDI and soil moisture

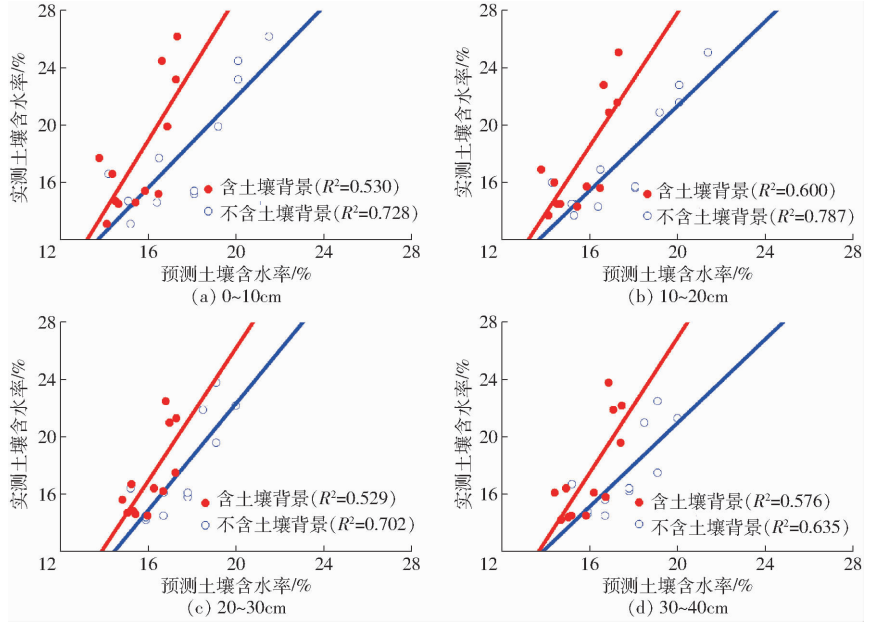


图 10 基于 NGRDI 反演土壤含水率的实测值与预测值比较

Fig. 10 Comparison of measured and predicted values of soil moisture content inversion based on NGRDI

3 讨论

植被指数阈值法是基于植被指数^[33]具有识别作物与非作物像元的优势,文献[34]提出一种从时

间序列影像的植被指数直方图曲线中获取植被指数阈值的方法,但该方法需要多时相的对同一地块的观测影像;文献[20]利用监督分类统计土壤与冬小麦的植被指数统计直方图,以直方图的交点作为分

类阈值的方式进行植被覆盖度的提取,但是监督分类精度对确定阈值影响较大,而改进的植被指数阈值法结合 OTSU 算法和高斯滤波降噪处理,可以直接对高分辨率多光谱图像进行植被指数阈值确定。但植被指数阈值法剔除背景的效果与选择的植被指数密切相关,若植被指数对作物或者土壤的区分效果明显,则剔除背景精度高。在选择的 7 种植被指数剔除土壤和阴影背景的精度分析中,发现 RDVI 剔除土壤背景的精度最高。与其他植被指数相比, RDVI 有效结合了 NDVI 和 DVI 两种指数的优势^[26],其中 DVI 是一种差值植被指数,在植被覆盖度低时对植被检测效果好,而 NDVI 对土壤亮度比较敏感,较适用于植被覆盖度高的作物检测^[34]。所以 RDVI 对不同覆盖度下的冬小麦识别效果较好,能够更好地剔除背景,提高冠层反射率的准确性。

尽管剔除土壤背景有效地提高了获取冠层反射率的准确性,但由于光的多重散射效应,传感器在接受植被反射的波段信号时,也同时接收了来自土壤等背景的反射信号,因此冠层反射率是对土壤背景和叶片/植物生理化学等综合信息的响应^[35]。虽然多重散射增强了对叶片生化信息的反射信号^[36],但是植物或叶层对光的散射具有高度的各向异性^[37],因此它也被认为是噪声源,这也是导致冠层反射率反演土壤含水率存在误差的主要原因^[29]。所以本研究通过构建光谱指数反演冬小麦根域土壤含水率,经过剔除土壤背景前后对土壤含水率的反演分析,表层土壤含水率的反演效果低于 10~20 cm 处的。结合冬小麦植株含水率与不同深度土壤含水率的相关关系分析(图 11),同样发现植株含水率与深度 10~20 cm 的土壤含水率相关性最好。因此剔除土壤背景后,植被指数 NGRDI 在深度 10~20 cm 的土壤含水率反演效果最佳,而在其他深度的反演效果较差。

剔除背景有效提高了反演冬小麦土壤含水率的精度,尤其是在深度 10~20 cm 土壤含水率的反演效果最好,这也可能是该深度为拔节期冬小麦根系主要活动层的原因^[38],后续的研究可根据需要结合冬小麦的根系信息准确监测作物根域土壤含水率。本文仅研究拔节期冬小麦的深度 0~40 cm 的土壤含水率,对更深层的根域土壤含水率反演有待进一步研究,而植被指数阈值法在冬小麦的其他生育期或者其他植物上的运用效果有待进一步探索。

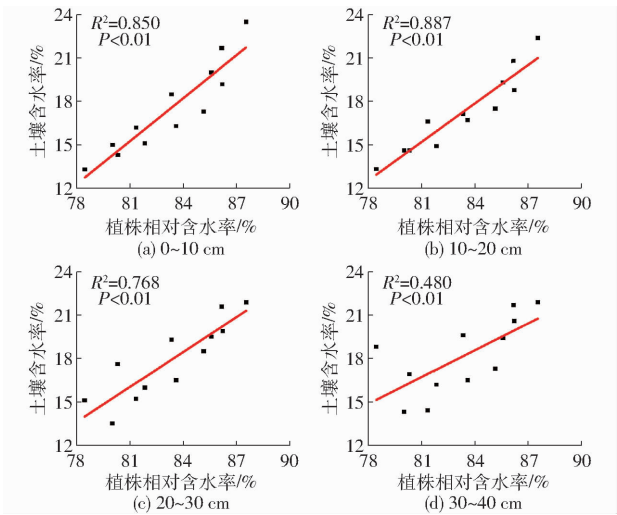


图 11 植株含水率与土壤含水率的相关关系

Fig. 11 Relationship between plant moisture content and soil moisture content

4 结论

(1)利用改进的植被指数阈值法得到冬小麦冠层与土壤像元分界的最优阈值,通过阈值分割、剔除土壤和阴影背景,以获取拔节期冬小麦的冠层反射率。经对比验证, RDVI 更适用于拔节期冬小麦土壤背景的剔除,其总体精度都在 91.32% 以上,并且 RDVI 确定的阈值与深度 0~10 cm 的土壤含水率相关性显著。因此 RDVI 能够及时响应土壤含水率的变化,有效提高了植被指数阈值法的分类精度。

(2)土壤背景对近红外波段的反射率影响较大,对可见光波段的反射率影响较小,而基于反射率构建的植被指数对深度 10~20 cm 的土壤含水率反演效果较好,其中 NGRDI 反演深度 10~20 cm 的冬小麦根域土壤含水率效果最好,其建模集 R^2 和 RMSE 分别为 0.739 和 2.0%,验证集 R^2 和 RMSE 分别为 0.787 和 2.1%。

(3)未剔除土壤背景的植被指数反演效果始终比剔除土壤背景的反演效果差,采用 NGRDI 对比剔除土壤背景前后的根域土壤含水率反演效果可知,未剔除土壤背景的植被指数 NGRDI 值比剔除土壤背景的更小、更离散,这导致 NGRDI 反演根域土壤含水率的精度降低。因此在应用无人机进行多光谱遥感反演冬小麦根域土壤含水率时应该考虑土壤背景的影响。

参 考 文 献

[1] 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.
[2] 赵叶萌,刘晓英,钟秀丽,等. 基于产量响应诊断冬小麦水分亏缺适宜土层及其水分阈值[J]. 农业工程学报, 2014, 30(20): 147–154.

- ZHAO Yemeng, LIU Xiaoying, ZHONG Xiuli, et al. Determination of soil depth and its water threshold for diagnosing water deficit of winter wheat based on grain yield[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(20): 147–154. (in Chinese)
- [3] IHUOMA S O, MADRAMOOTOO C A. Recent advances in crop water stress detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 141: 267–275.
- [4] 陈仲新, 任建强, 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 Huajun, et al. Development and prospect of agricultural remote sensing research and application[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(5): 748–767. (in Chinese)
- [5] 孙刚, 黄文江, 陈鹏飞, 等. 轻小型无人机多光谱遥感技术应用进展[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 1–17.
SUN Gang, HUANG Wenjiang, CHEN Pengfei, et al. Application progress of multi-spectral remote sensing technology for light and small UAV[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 1–17. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180301&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.03.001. (in Chinese)
- [6] NJOKU E G, V T J J, CHAN T K, et al. Soil moisture retrieval from AMSR–E[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(2): 215–229.
- [7] HUMES K, KUSTAS W, JACKSON T. Combined use of optical and microwave remotely sensed data for the estimation of surface energy balance components over a semi-arid watershed[J]. IEEE Topical Symposium on Combined Optical, Microwave, Earth & Atmosphere Sensing, 1993, 8: 86–89.
- [8] KALEITA A, TIAN L, HIRSCHI M. Relationship between soil moisture content and soil surface reflectance[J]. Transactions of the ASAE, 2005, 48(5): 1979–1986.
- [9] MLADENOVA I E, JACKSON T J, NJOKU E, et al. Remote monitoring of soil moisture using passive microwave-based techniques-theoretical basis and overview of selected algorithms for AMSR–E[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 144: 197–213.
- [10] YUAN J, WANG X, YAN C, et al. Soil moisture retrieval model for remote sensing using reflected hyperspectral information [J]. Remote Sensing, 2019, 11(3): 366.
- [11] 张智韬, 王海峰, 韩文霆, 等. 基于无人机多光谱遥感的土壤含水率反演研究[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 173–181.
ZHANG Zhitao, WANG Haifeng, HAN Wenting, et al. Soil moisture content inversion based on UAV multi-spectral remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(2): 173–181. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180223&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.02.023. (in Chinese)
- [12] MOUSIVAND A, MENENTI M, GORTE B, et al. Global sensitivity analysis of the spectral radiance of a soil-vegetation system[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 145: 131–144.
- [13] 王俊霞, 潘耀忠, 朱秀芳, 等. 土壤水分反演特征变量研究综述[J]. 土壤学报, 2019, 56(1): 23–35.
WANG Junxia, PAN Yaozhong, ZHU Xiufang, et al. A review of soil moisture inversion characteristic variables[J]. Journal of Soil, 2019, 56(1): 23–35. (in Chinese)
- [14] 陈硕博, 陈俊英, 张智韬, 等. 无人机多光谱遥感反演抽穗期冬小麦土壤含水率研究[J]. 节水灌溉, 2018(5): 39–43.
CHEN Shuobo, CHEN Junying, ZHANG Zhitao, et al. Study on soil moisture content of winter in heading stage by UAV multi-spectral remote sensing[J]. Water-saving Irrigation, 2018(5): 39–43. (in Chinese)
- [15] DAUGHTRY C S T, WALTHALL C L, KIM M S, et al. Estimating corn leaf chlorophyll concentration from leaf and canopy reflectance[J]. Remote Sensing of Environment, 2000, 74(2): 229–239.
- [16] HABOUDANE D, MILLER J R, TREMBLAY N, et al. Integrated narrow-band vegetation indices for prediction of crop chlorophyll content for application to precision agriculture[J]. Remote Sensing of Environment, 2002, 81(2–3): 416–426.
- [17] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI)[J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3): 295–309.
- [18] HABOUDANE D, TREMBLAY N, MILLER J R, et al. Remote estimation of crop chlorophyll content using spectral indices derived from hyperspectral data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 46(2): 423–437.
- [19] ZARCO-TEJADA P J, BERJÓN A, LÓPEZ-LOZANO R, et al. Assessing vineyard condition with hyperspectral indices: leaf and canopy reflectance simulation in a rowstructured discontinuous canopy[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 99(3): 271–287.
- [20] APAN A, HELD A, PHINN S, et al. Detecting sugarcane ‘orange rust’ disease using EO–1 Hyperion hyperspectral imagery [J]. International Journal of Remote Sensing, 2004, 25(2): 489–498.
- [21] JR HUNT E R, CAVIGELLI M, DAUGHTRY C S T, et al. Evaluation of digital photography from model aircraft for remote sensing of crop biomass and nitrogen status[J]. Precision Agriculture, 2005(6): 359–378.
- [22] MA L, LI M, BLASCHKE T, et al. Object-based change detection in urban areas: the effects of segmentation strategy, scale, and feature space on unsupervised methods[J]. Remote Sensing, 2016, 8(9): 761.
- [23] SCHIRRMANN M, GIEBEL A, GLEINIGER F, et al. Monitoring agronomic parameters of winter wheat crops with low-cost uav imagery[J]. Remote Sensing, 2016, 8(9): 706.
- [24] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 95–107.
- [25] ROUJEAN J, BREON F. Estimating PAR absorbed by vegetation from bidirectional reflectance measurements[J]. Remote Sensing of Environment, 1995, 51(3): 375–384.
- [26] CHEN J M, CIHLAR J. Retrieving leaf area index of boreal conifer forests using Landsat TM images[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2): 153–162.
- [27] 牛亚晓, 张立元, 韩文霆, 等. 基于无人机遥感与植被指数的冬小麦覆盖度提取方法[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4): 212–221.

NIU Yaxiao, ZHANG Liyuan, HAN Wenting, et al. Fractional vegetation cover extraction method of winter wheat based on UAV remote sensing and vegetation index[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 212–221. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20180424&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.04.024. (in Chinese)

[28] 邓书斌. ENVI 遥感图像处理方法[M]. 2 版. 北京: 高等教育出版社, 2014.

[29] 张智韬, 谭丞轩, 许崇豪, 等. 基于无人机多光谱遥感的玉米根域土壤含水率研究[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 246–257.

ZHANG Zhitao, TAN Chengxuan, XU Chonghao, et al. Retrieving soil moisture content in field maize root zone based on UAV multi spectral remote sensing[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 246–257. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190727&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.07.027. (in Chinese)

[30] 汪小钦, 王苗苗, 王绍强, 等. 基于可见光波段无人机遥感的植被信息提取[J]. 农业工程学报, 2015, 31(5): 152–157.

WANG Xiaochin, WANG Miaomiao, WANG Shaoqiang, et al. Vegetation information extraction based on remote sensing of UAV in visible band[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(5): 152–157. (in Chinese)

[31] IHUOMA S O, MADRAMOOTOO C A. Sensitivity of spectral vegetation indices for monitoring water stress in tomato plants[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104860.

[32] 梁树英, 杨春宇. 中国不同光气候分区地面日光光谱的观测与分析[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(12): 3475–3479.

LIANG Shuying, YANG Chunyu. Observation and analysis of terrestrial solar spectra in different climatic regions in China[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(12): 3475–3479. (in Chinese)

[33] HOUBORG R, FISHER J B, SKIDMORE A K. Advances in remote sensing of vegetation function and traits[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2015, 43: 1–6.

[34] 李冰, 刘谕源, 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)

[35] 傅银贞. 遥感植被指数分析及应用研究[D]. 福州: 福州大学, 2010.

[36] YU K, LENZ-WIEDEMANN V, CHEN X, et al. Estimating leaf chlorophyll of barley at different growth stages using spectral indices to reduce soil background and canopy structure effects[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 97: 58–77.

[37] ASNER G, MARTIN R. Spectral and chemical analysis of tropical forests: scaling from leaf to canopy levels[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(10): 3958–3970.

[38] WANG J, ALAN H S. A hybrid geometric optical-radiative transfer approach for modeling light absorption and albedo of discontinuous canopies[J]. Science in China(Series B), 1995, 38(7): 807–816.

~~~~~

(上接第 170 页)

[27] 杨姗姗, 邹长新, 沈渭寿, 等. 基于生态红线划分的生态安全格局构建——以江西省为例[J]. 生态学杂志, 2016, 35(1): 250–258.

YANG Shanshan, ZOU Changxin, SHEN Weishou, et al. Construction of ecological security patterns based on ecological red line: a case study of Jiangxi Province[J]. Chinese Journal of Ecology, 2016, 35(1): 250–258. (in Chinese)

[28] 谢花林. 土地利用生态安全格局研究进展[J]. 生态学报, 2008, 28(12): 6305–6311.

XIE Hualin. Review and the outlook of land use ecological security pattern[J]. Acta Ecologica Sinica, 2008, 28(12): 6305–6311. (in Chinese)

[29] 卓静. 基于 3S 技术的陕北地区生态环境遥感动态监测及评价[D]. 西安: 西北大学, 2008.

[30] 魏伟, 雷莉, 范雯, 等. 基于累积耗费距离理论的石羊河流域水土资源优化配置[J]. 生态学杂志, 2015, 34(2): 532–540.

WEI Wei, LEI Li, FAN Wen, et al. Water-soil resources optimization based on accumulative cost resistance model in Shiyang River basin[J]. Chinese Journal of Ecology, 2015, 34(2): 532–540. (in Chinese)

[31] LIU Xiaoping, LIANG Xun, LI Xia, et al. A future land use simulation model(FLUS) for simulating multiple land use scenarios by coupling human and natural effects[J]. Landscape and Urban Planning, 2017, 168(5): 94–116.

[32] 林晓丹, 范胜龙, 孙巧燕, 等. 基于 GIS 和 Logistic 回归模型的土地利用空间模拟与分析[J]. 福建农林大学学报, 2017, 46(4): 468–473.

LIN Xiaodan, FAN Shenglong, SUN Qiaoyan, et al. Spatial simulation and analysis of land use pattern based on GIS technology and Logistic regression model: a case study in Longhai City[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2017, 46(4): 468–473. (in Chinese)

[33] 彭树宏, 钱静, 陈劲松, 等. 基于 CLUE-S 模型的干旱区典型绿洲城市土地利用变化时空动态模拟研究——以新疆奎屯河流域为例[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(3): 61–67, 129.

[34] 官冬杰, 赵祖伦, 王秋艳, 等. 三峡库区景观生态安全格局优化研究——以重庆市开州区为例[J]. 水土保持通报, 2018, 38(2): 171–177.

GUAN Dongjie, ZHAO Zulun, WANG Qiuyan, et al. Pattern of optimization of landscape ecology security in Three Gorges reservoir region: a case study of Kaizhou District of Chongqing City[J]. Bulletin of Soil and Water Conservation, 2018, 38(2): 171–177. (in Chinese)