

麦类作物学报  
*Journal of Triticeae Crops*  
ISSN 1009-1041, CN 61-1359/S

## 《麦类作物学报》网络首发论文

题目：基于冠层高光谱的冬小麦植株含水率估算  
作者：赵成，韩娜娜，周青云，李松敏  
收稿日期：2023-05-23  
网络首发日期：2023-11-09  
引用格式：赵成，韩娜娜，周青云，李松敏. 基于冠层高光谱的冬小麦植株含水率估算[J/OL]. 麦类作物学报. <https://link.cnki.net/urlid/61.1359.S.20231107.1706.037>



**网络首发：**在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认：**纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于冠层高光谱的冬小麦植株含水率估算

赵 成, 韩娜娜, 周青云, 李松敏

(天津农学院水利工程学院, 天津 300380)

**摘 要:** 为确定适用于冬小麦植株水分诊断的最佳高光谱指数及其在植株水分处于适宜状态时的阈值, 设置 4 个水分处理(灌溉定额分别为 0、60、120 和 180 mm), 获取了小麦关键生育时期(返青期、拔节期和灌浆期)的冠层高光谱反射率、植株含水率、土壤含水率和产量等数据。依据高光谱指数与冬小麦植株含水率之间的相关性对高光谱指数进行筛选, 以筛选的高光谱指数为输入变量, 分别构建一元回归、偏最小二乘回归、随机森林回归和支持向量回归的冬小麦植株含水率估测模型。考虑到土壤含水率对冬小麦植株含水率的影响, 进一步量化了当日植株含水率与不同时间土壤含水率的关系, 通过产量比较法分别确定了冬小麦植株水分、土壤水分的阈值。结果表明: (1) 在返青期、拔节期和灌浆期, 一元回归模型的精度( $r^2=0.673$ ,  $RMSE=3.144\%$ ,  $RE=5.489\%$ )较好, 能确定高光谱指数阈值, 可以较精准、快捷地实现冬小麦水分诊断。机器学习算法中随机森林回归的模型精度( $r^2=0.904$ ,  $RMSE=1.701\%$ ,  $RE=3.606\%$ )最高, 但模型参数较多, 无法给出高光谱指数阈值。(2) 当日植株含水率与其前一天 0~50 cm 土层的含水率之间具有较强的正相关关系( $r^2$  为 0.708,  $RMSE$  为 2.436%,  $RE$  为 7.755%)。(3) 返青期、拔节期和灌浆期估测冬小麦植株水分最佳高光谱指数分别为 MCARI/0SAVI、PRI3 和 VEG, 其相应的阈值分别为 0.765 1~1.130 1、0.155 2~0.225 7、1.633 9~1.668 5。因此, 可根据植株含水率与土壤含水率之间的关系确定冬小麦在关键生育期内所处水分状态, 从而采取相应对策。

**关键词:** 冬小麦; 植株含水率; 土壤含水率; 高光谱; 估算模型

**中图分类号:** S152.7+5

**文献标识码:** A

## Estimation of Winter Wheat Plant Water Content Based on Canopy Hyperspectral

ZHAO Cheng, HAN Nana, ZHOU Qingyun, LI Songmin

(College of Water Conservancy Engineering, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300380, China)

**Abstract:** In order to select a reliable hyperspectral index for winter wheat plant water diagnosis and determine the threshold of the selected hyperspectral index for an appropriate water state of plant, in this study, four winter wheat water treatments (irrigation amount of 0, 60, 120, and 180 mm) were set up. The data of canopy hyperspectral reflectance, plant water content, soil water content, and yield at key growth stages (regreening stage, jointing stage and filling stage) were obtained. The hyperspectral index was screened according to the correlation between the hyperspectral index and the water content of winter wheat plants. The selected hyperspectral index was used as the input variable to construct the water content estimation model of winter wheat plants by simple regression, partial least squares regression, random forest regression, and support vector regression. Considering the influence of soil moisture content on winter wheat plant moisture content, the relationship between plant moisture content and soil moisture content at different stages was further quantified. The hyperspectral index thresholds of winter wheat plant moisture and soil moisture were determined according

收稿日期: 2023-05-23

修回日期: 2023-07-05

基金项目: 国家自然科学基金项目(51609170); 天津市教委科研计划项目(2020KJ100)

第一作者 E-mail: Zhaocheng8761@163.com

通讯作者: 韩娜娜(E-mail: hnn23144@163.com)

to the yield comparison method. The results showed that at regreening stage, jointing stage and filling stage, the accuracy of the univariate regression model( $r^2=0.673$ , RMSE=3.144%, RE=5.489%) was better. It could determine the threshold of hyperspectral index and realize the moisture diagnosis of winter wheat accurately and quickly. Among the machine learning algorithms, the accuracy of random forest regression model( $r^2=0.904$ , RMSE=1.701%, RE=3.606%) was the highest, but there were too many model parameters to give the hyperspectral index threshold. There was a strong positive correlation between the water content of plant on the day and the water content of the 0–50 cm soil layer the day before( $r^2=0.708$ , RMSE=2.436%, RE=7.755%). MCARI/OSAVI, PRI3, and VEG were the best hyperspectral indices for estimating the water content of winter wheat plants at the regreening stage, jointing stage and filling stage, respectively. When the plant was in a suitable water state, the corresponding hyperspectral index thresholds were 0.765 1 ~ 1.130 1, 0.155 2 ~ 0.225 7, and 1.633 9 ~ 1.668 5, respectively. Therefore, the water status of winter wheat during the critical growth period can be determined based on the relationship between plant moisture content and soil moisture content, and corresponding countermeasures can be taken.

**Keywords:** Winter wheat; Plant water content; Soil moisture content; Hyperspectral; Approximate model

冬小麦是中国主要粮食作物之一,其高产对中国粮食安全至关重要<sup>[1]</sup>。干旱是严重影响粮食生产的主要非生物胁迫因素<sup>[2]</sup>。干旱导致植株缺水,改变植株的正常代谢活动<sup>[3-5]</sup>,从而影响农作物产量<sup>[6-7]</sup>。因此,及时获取和快速诊断冬小麦植株水分状况<sup>[8]</sup>,制定适宜的灌溉管理措施,是保证其优质高产的关键。

对于植株水分的监测,传统方法是通过叶片水势测定<sup>[9]</sup>和热重测量<sup>[10]</sup>来实现的。遥感技术在作物生长状况预测方面有广泛的应用前景<sup>[11-15]</sup>。高光谱反射率的波段较多,光谱分辨率较高<sup>[16]</sup>,可提供较多的重要地物光谱信息,可用于监测农作物水分状态<sup>[17]</sup>。目前这方面的研究较多。如,Cassanelli等<sup>[18]</sup>提出利用傅里叶变换近红外光谱结合偏最小二乘多元方法来构建农作物植株含水情况的估算模型;Torres等<sup>[19]</sup>基于无人机飞行拍摄的高光谱图像,采用博弈论模型—可解释性分析方法,构建了油菜和小麦水分含量的预测模型,取得较好效果;周宜等<sup>[20]</sup>基于可见光透射微分光谱建立了小麦植株含水率估算模型,并认为红边双峰面积比值(RIDA)及归一化指数(NDDA)与植株含水率的回归关系最佳;李辰等<sup>[21]</sup>基于偏最小二乘法建立了冬小麦植株组分含水率估测模型,且发现冬小麦麦穗含水率估测模型的精度与稳定性较强,茎秆次之,叶片稳定性最差。前人在模型构建方面,常用传统的回归模型和机器学习语言<sup>[13,15,18,21,22]</sup>。不同的机器学习

算法在数据处理中存在一定差异,估测精度有所不同。如,Cheng等<sup>[22]</sup>使用偏最小二乘回归、K近邻、随机森林回归和反向传播神经网络算法构建了土壤含水率估算模型,四种机器学习语言均能提供有效估算精度,其中森林算法模型的精度最高。

综上所述,以往研究大多是构建光谱特征参数与植株含水率之间的关系模型,但植株水分会受到土壤水分的影响,且植物活力对土壤水分的时间响应有所延迟<sup>[3,23,24]</sup>。为能保持作物在生育期内始终处于适宜水分的状态,以提高作物产量,本试验以华北地区的冬小麦为研究对象,设置4种不同水分处理,利用冬小麦冠层高光谱数据,建立多种高光谱指数,选取与实测植株含水率相关性高的高光谱指数为输入变量,基于一元回归、偏最小二乘回归、随机森林和支持向量机等算法构建冬小麦不同生育时期的植株含水率估算模型,同时量化了植株含水率与土壤含水率的关系,并通过产量比较法分别确定冬小麦植株水分、土壤水分的阈值,以期对冬小麦水分表型信息识别及农田高效灌溉调控提供理论依据。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验设计

研究区位于华北地区北京市大兴区魏善庄镇的中国水利水电科学研究院大兴试验基地(北纬39°37′25″,东经116°25′51″)(图1)。试验在2017

年 9 月—2019 年 6 月开展。大兴区气候属于半干旱温带大陆性季风气候,年均降水量 532 mm。冬小麦品种为京冬 22。试验设置了 4 个灌水梯度(灌溉定额分别为 0、60、120 和 180 mm,分别标记为 W0、W1、W2 和 W3),灌溉水源为地下水,灌溉方式为漫灌,每次灌水 60 mm,采用水表计

量。W0 处理不灌水,W1 处理在拔节至抽穗期灌 1 次水,W2 处理在播种至越冬、拔节至抽穗期各灌 1 次水,W3 处理在播种至越冬、拔节至抽穗和抽穗至灌浆期各灌 1 次水,每个处理 3 次重复,共计 12 个小区,每个小区面积约为 60 m<sup>2</sup>。其他管理措施遵循当地冬小麦田间管理标准。

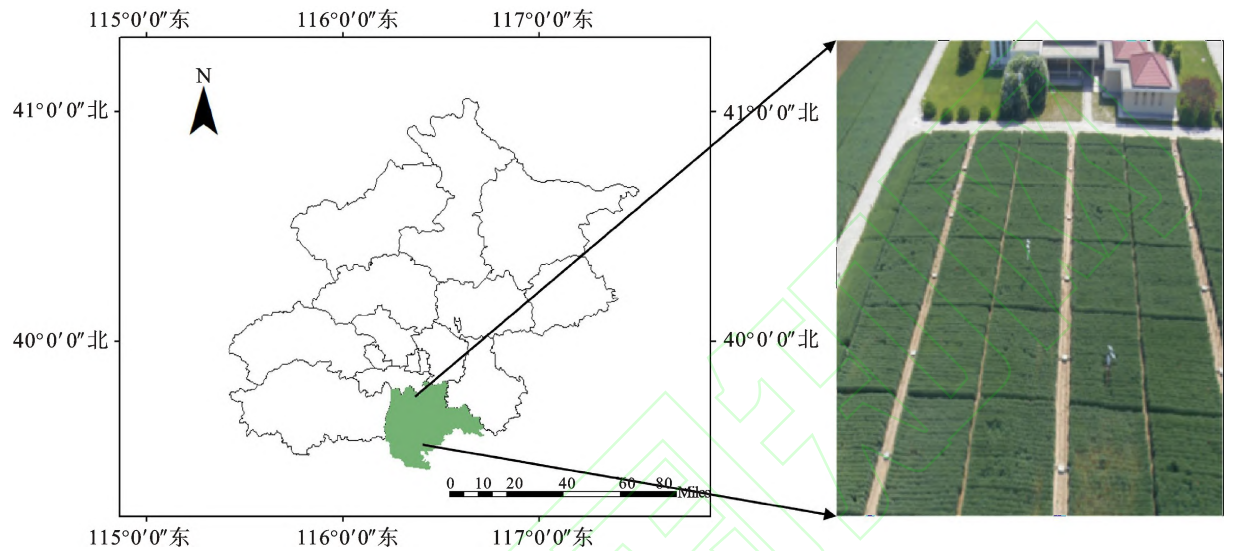


图 1 研究区位置  
Fig. 1 Location of the study area

### 1.2 数据采集

本研究分别在返青期(2018 年 4 月 1 日和 2019 年 3 月 23 日)、拔节期(2018 年 4 月 18 日、4 月 27 日和 2019 年 4 月 12 日、4 月 22 日、4 月 26 日)、灌浆期(2018 年 5 月 23 日、5 月 28 日和 2019 年 5 月 21 日、5 月 28 日)进行冠层高光谱数据以及地面数据采集。

#### 1.2.1 冠层高光谱采集

光谱反射率用美国 ASD 公司生产的 Field-Spec Hand Held2 型手持式地物光谱仪进行数据采集。地面光谱测量选在无风无云的晴朗天气下进行,光谱仪视场角为 25°,获取时间为当日的 10:00—14:00,测量时传感器探头垂直向下,距离目标垂直高度约 20~30 cm 以减少土壤背景的影响。光谱仪测量的波段范围为 350~1 075 nm,光谱采样间隔为 1 nm,光谱分辨率为 3 nm。每个小区测定 3 个样点,每次测量都进行标准白板校正,每个采样点保存 10 条光谱曲线,取平均值作为该采样点光谱数据。3 个采样点的平均值作为该小区的冠层高光谱反射率。

#### 1.2.2 冬小麦植株含水率的测定

冬小麦植株含水率的测量与光谱数据的获取

在同一天完成。在获取冬小麦冠层高光谱数据后,采集对应点的 20~30 株冬小麦带回实验室称鲜重,然后放入烘箱 105 ℃杀青 30 min,再调至 75 ℃烘干至恒重,并称其干重,计算植株含水率(PWC)。PWC=(M<sub>1</sub>-M<sub>2</sub>)/M<sub>1</sub>×100%。M<sub>1</sub>和 M<sub>2</sub> 分别为植株鲜重和干重。

在 2018 年和 2019 年的试验中,不同生育时期田间采样次数存在差异,共计在返青期、拔节期和灌浆期分别获得了 24、60 和 48 个样本。

#### 1.2.3 冬小麦土壤含水率的测定

土壤含水率通过德产 TDR(time domain reflectory)测定,每个小区有两个测量点,以两点的平均值作为该小区土壤测定值。测定时间与光谱采集时间对应,灌水前后加测。每个测点测定 5 个土壤深度,依次为 0.1、0.2、0.3、0.4 和 0.5 m。

#### 1.2.4 高光谱指数计算

在 ViewSpec Pro 6.0 软件中对采集的原始光谱数据进行预处理。根据前人研究成果,选取了与植株水分状况相关性较好的 23 个高光谱指数,具体指数名称及计算方法如表 1 所示。



表 1 高光谱指数及其计算公式  
Table 1 Hyperspectral index and calculation formulas

高光谱指数 Hyperspectral index	计算公式 Formula	参考文献 Reference
OSAVI	$1.16 \times (R_{800} - R_{670}) / (R_{800} + R_{670} + 0.16)$	[25]
NPCI	$(R_{680} - R_{430}) / (R_{680} + R_{430})$	[26]
PRI570	$(R_{531} - R_{570}) / (R_{570} + R_{531})$	[27]
PRI1	$(R_{528} - R_{567}) / (R_{528} + R_{567})$	[27]
PRI2	$(R_{539} - R_{570}) / (R_{539} + R_{570})$	[28]
PRI3	$(R_{531} - R_{512}) / (R_{531} + R_{512})$	[29]
PRI4	$(R_{531} - R_{600}) / (R_{531} + R_{600})$	[30]
PRI5	$(R_{531} - R_{670}) / (R_{531} + R_{670})$	[30]
DVI	$R_{720} - R_{480}$	[31]
SR	$R_{800} / R_{680}$	[32]
SR1	$R_{720} / R_{800}$	[32]
SR3	$R_{800} / R_{550}$	[32]
DI	$R_{720} / R_{680}$	[32]
SIPI	$(R_{800} - R_{490}) / (R_{800} - R_{680})$	[33]
PSRI	$(R_{680} - R_{490}) / R_{800}$	[34]
mTVI	$1.2 \times [1.2 \times (R_{800} - R_{680}) - 2.5 \times (R_{680} - R_{550})]$	[31]
MCARI	$[(R_{720} - R_{680}) - 0.2 \times (R_{720} - R_{550})] \times (R_{720} / R_{680})$	[35]
MCARI2	$1.2 \times [2.5 \times (R_{800} - R_{680}) - 1.3 \times (R_{800} - R_{550})]$	[36]
MCARI/OSAVI		[37]
VEG	$R_{550} / (R_{490}^{0.667} \times R_{680}^{0.333})$	[38]
SPVI	$0.4 \times [3.7 \times (R_{800} - R_{680}) - 1.2 \times  R_{550} - R_{680} ]$	[39]
$(R_g - R_r) / (R_g + R_r)$	绿峰反射率与红谷反射率的归一化值	[40]
$R_g / R_r$	绿峰反射率与红谷反射率的比值	[40]

1.3 数据分析与处理

1.3.1 高光谱指数的选取

采用皮尔逊相关性分析法计算高光谱指数与植株含水率之间的相关系数,选取出极显著相关的高光谱指数参与模型的建立。

1.3.2 模型建立

采用一元回归、偏最小二乘回归、随机森林和支持向量机 4 种算法,以所选取的高光谱指数作为输入变量,构建冬小麦植株含水率估算模型。利用 Excel 2010 进行一元回归分析,利用 R4.1.3 软件进行偏最小二乘回归、随机森林和支持向量机分析。

一元回归 (simple regression, SR) 包括线性回归、幂函数和对数函数形式。偏最小二乘回归 (partial least square regress, PLSR) 能够消除自变量间的多重共线性,并把对系统解释性最强的综合变量从众多变量中提取出来<sup>[18,21,22]</sup>。随机森林 (random forest, RF) 是一种集成学习算法,由许多随机生成的决策树组成。RF 可以通过减少

过度学习和过度拟合来提高模型性能<sup>[13,22]</sup>。支持向量机 (support vector machine, SVM) 是通过线性或非线性映射方式,把输入的向量数据 (Vector data) 从原空间映射到高维空间 (higher space, HS),并在 HS 中构造最优回归函数<sup>[15,41]</sup>。

1.3.3 模型评价

采用决定系数 (coefficient of determination,  $r^2$ )、均方根误差 (root mean square error, RMSE) 和相对误差 (relative error, RE) 对模型进行精度评价。 $r^2$  越接近于 1,模型的拟合效果越好; RMSE 越接近于 0,模型精度越高,效果越好。RE 值小于 10%,模型的稳定性好; RE 在 10%~30% 之间,模型的稳定性较好; RE 大于 30%,模型稳定性差。

1.3.4 处理间产量比较法

采用传统的处理间产量比较法来确定当植株处于适宜水分状态时,土壤含水率和植株含水率的阈值范围。该方法是对不同处理的冬小麦产量进行比较,找出其中产量最高且用水少的处理组,

其土壤水分情况和植株情况作为本次研究的土壤含水率阈值和植株含水率阈值。

## 2 结果与分析

### 2.1 不同灌水处理下植株含水率及其光谱特征

随着生育期的推进,冬小麦植株含水率呈下降趋势(图 2)。在同一生育时期,随着灌水量的增加,植株含水率呈现增加的趋势。从图 3 中可以看出,在整个生育期,冬小麦冠层光谱反射率呈先增后降再升的趋势,出现绿峰和红谷,在近红外平台处均有较高的反射率。在返青期和拔节期,随着灌水量的增加,冠层光谱反射率在近红外平台处明显增加(图 3a 和图 3b);在灌浆期不同灌水处理间冠层光谱反射率差异相对较小(图 3c);随着生育期的推进,冠层光谱反射率在 750~1 075 nm 有所下降(图 3d)。

### 2.2 冬小麦植株含水率与冠层高光谱指数的相关性

将高光谱指数与对应生育时期冬小麦植株含水率进行皮尔逊相关性分析,再以相关性达到极显著水平为依据筛选敏感指标,结果表明,在返青期、拔节期和灌浆期均选择出对植株含水率敏感

的高光谱指数 6 个(表 2)。三个生育时期所选的高光谱指数存在差异,但这些高光谱指数大部分与绿光波段和红光波段关系密切。

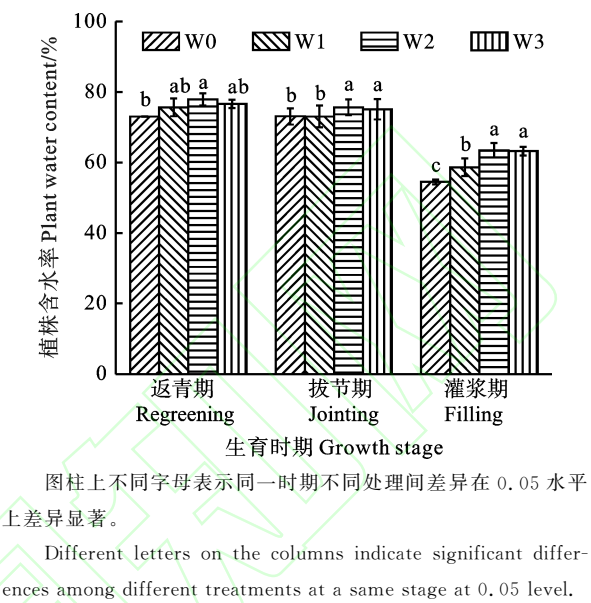


图 2 不同处理下冬小麦植株含水率的变化  
Fig. 2 Variation of water content of winter wheat plant under different treatments

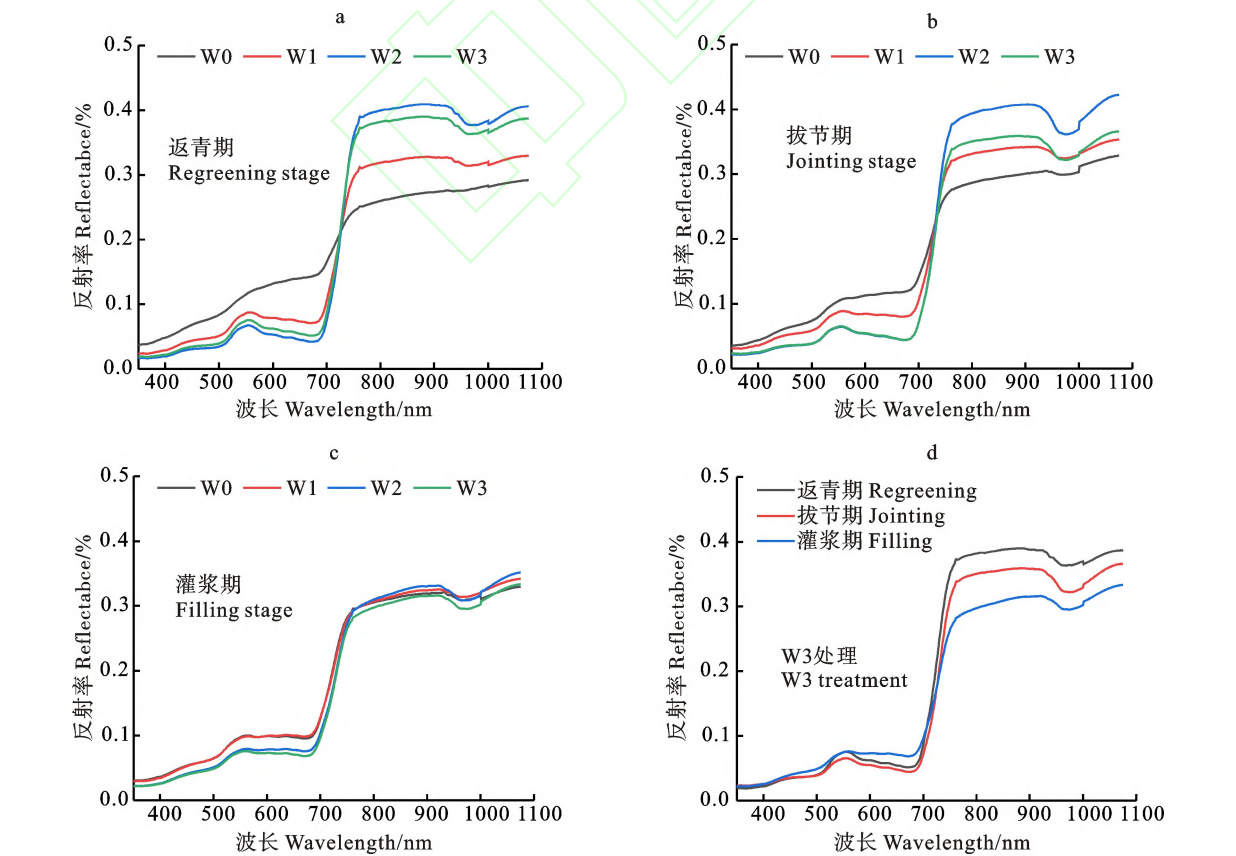


图 3 不同处理下不同生育时期冬小麦的冠层光谱反射率  
Fig. 3 Canopy spectral reflectance of winter wheat at different growth stages under different treatments

表 2 冬小麦各生育时期高光谱指数与植株含水率的相关系数

Table 2 Correlation coefficients between hyperspectral index and plant water content of winter wheat at each growth stage

返青期 Regreening stage		拔节期 Jointing stage		灌浆期 Filling stage	
高光谱指数 Hyperspectral index	相关系数 Correlation coefficient	高光谱指数 Hyperspectral index	相关系数 Correlation coefficient	高光谱指数 Hyperspectral index	相关系数 Correlation coefficient
DI	0.58**	DVI	0.59**	PSRI	−0.89**
Rg/Rr	0.58**	MCARI/OSAVI	0.58**	mTVI	0.87**
NPCI	−0.57**	PRI3	0.56**	MCARI2	0.87**
PRI2	0.57**	MCARI	0.56**	SIPI	−0.86**
SR	0.57**	DI	0.54**	SPVI	0.86**
MCARI/OSAVI	0.54**	PRI2	0.54**	VEG	0.76**

\*\* :  $P < 0.01$ .

2.3 基于不同算法的植株含水率估算模型精度对比

本研究利用 2019 年数据构建模型,用 2018 年数据进行模型精度验证。返青期、拔节期和灌浆期建模集样本数量分别是 12、36 和 24 个;验证集样本数量分别是 12、24 和 24 个。基于不同算法构建冬小麦植株含水率估测模型,其中一元回归方法以所选的 6 个高光谱指数为输入变量,而机器学习算法则从各时期所选的高光谱指数中选择相关性由强到弱排名中前 5 个为输入变量。从表 3 可以看出,不同算法所构建的模型在建模集和验证集中  $r^2$  分别为 0.604~0.928 和 0.193~

0.905, RMSE 分别为 0.409%~6.811%和 1.720%~11.566%, RE 分别为 0.942%~6.811%和 2.176%~28.883%。在同一时期, RF 模型除返青期稳定性略低于 SR 模型外,在拟合效果、预测精度和稳定性均好于其他算法模型。验证集中, SR 模型和 RF 模型在返青期、拔节期精度优于其他两种算法模型,灌浆期 PLSR 模型和 RF 模型精度优于其他两种算法。综合分析,三个生育时期 SR 模型所使用的最佳高光谱指数分别是 MCARI/OS-AVI、PRI3 和 VEG,模型估算精度和稳定性均较好。在机器学习算法中, RF 模型在三个生育时期的建模集和验证集估算效果好。

表 3 不同生育时期基于不同方法的植株含水率估算结果评价

Table 3 Evaluation of estimation results of plant water content based on different methods at different growth stages

生育时期 Growth stage	算法 Algorithm	高光谱指数 Hyperspectral index	建模集 Modeling set			验证集 Validation set		
			$r^2$	RMSE/%	RE/%	$r^2$	RMSE/%	RE/%
返青期 Regreening stage ( $n=24$ )	RF	NPCI、DI、Rg/Rr、 SR、PRI2	0.891	0.409	1.136	0.593	2.405	3.057
	PLSR		0.765	0.600	1.666	0.445	2.004	2.528
	SVM		0.741	0.630	1.748	0.497	2.687	3.391
	SR	MCARI/OSAVI	0.654	0.728	0.942	0.610	1.720	2.176
拔节期 Jointing stage ( $n=60$ )	RF	PRI3、DVI、MCARI/ OSAVI、MCARI、DI	0.895	0.971	3.076	0.507	2.685	3.534
	SVM		0.705	1.627	5.153	0.193	3.059	4.059
	PLSR		0.704	1.629	5.157	0.234	3.312	4.336
	SR	PRI3	0.604	1.893	2.538	0.499	3.815	5.079
灌浆期 Grouting stage ( $n=48$ )	RF	mTVI、SIPI、SPVI、 PSRI、MCARI2	0.928	3.723	6.606	0.877	8.561	18.433
	SVM		0.796	6.276	11.135	0.905	7.938	17.198
	PLSR		0.790	6.382	11.322	0.899	6.874	14.892
	SR	VEG	0.760	6.811	12.987	0.607	11.566	28.883

SR、PLSR、RF、SVM 分别代表一元回归算法、偏最小二乘回归算法、随机森林算法、支持向量机算法。 $n$  为样本数量。下同。  
SR, PLSR, RF, and SVM represent single regression algorithm, partial least squares regression algorithm, random forest algorithm, and support vector machine algorithm, respectively.  $n$  is the number of samples. The same in tables 4 and 5.

2.4 不同情景下土壤含水率估算模型

考虑到小麦植株水分对土壤水分的时间响应有所延迟,为确保植株水分在关键生育时期始终处于适宜的状态,进一步量化了当日植株含水率分别与不同时间土壤含水率的关系。本研究以当日植株含水率为输入变量,以不同土层(0~10、0~20、0~30、0~40 和 0~50 cm)、不同测量时间(当日、前一天、前三天)所测得的土壤含水率为因

变量,构建不同情景下土壤含水率估算模型。结果表明,返青至灌浆期的模型估算效果较好,在测量时间为前一天、土层为 0~50 cm 时,模型估算效果最好(在建模集中, $r^2=0.708$ ,RMSE=2.436%,RE=7.755%;在验证集中, $r^2=0.504$ ,RMSE=2.998%,RE=9.771%),稳定性较强(图 4)。植株含水率与土壤含水率之间具有较强的正相关。

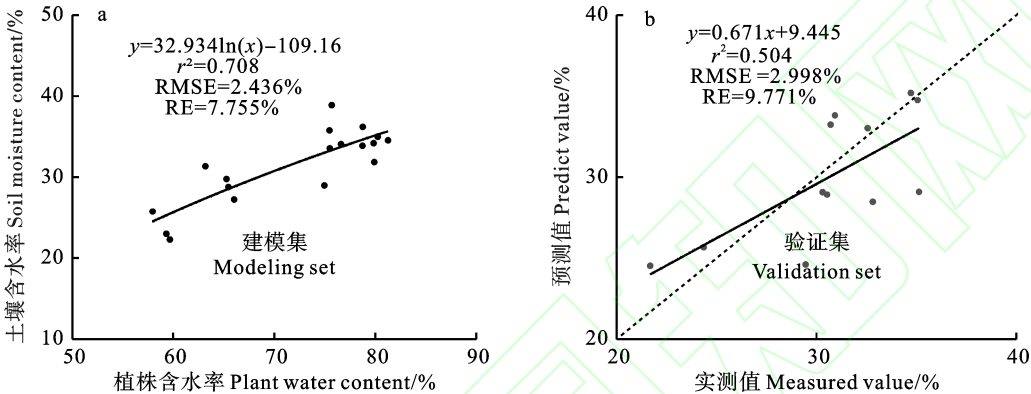


图 4 最佳土壤含水率估算模型及验证

Fig. 4 Optimal soil moisture content estimation model and verification

2.5 土壤含水率和植株含水率阈值的确定

采用传统的产量比较法确定土壤含水率、植株含水率的阈值。结果(表 4)显示,土壤含水率阈值和植株含水率阈值随生育期的推进均呈下降趋势。确定高光谱指数阈值时,RF 模型的输入高光谱指数较多(5 个),模型计算复杂,且高光谱指数变化较多,不易确定高光谱指数的阈值范围。SR 模型在各时期均只有一个高光谱指数作为输入变量,因此选择该模型确定高光谱指数阈值(表 5)。

在确定高光谱指数阈值时,可分为未考虑迟滞性和考虑迟滞性两种情况(表 5)。不考虑迟滞性时,通过 2.3 部分所得到的各个生育时期冬小

麦植株含水率最优一元回归估算模型,直接计算出高光谱指数阈值。在考虑迟滞性时,通过冬小麦植株含水率估算模型及土壤含水率与植株含水率二者关系模型耦合,得到水分适宜状态下的高光谱指数阈值。此时,返青期、拔节期和灌浆期的植株含水率分别调整为 77.91%~79.47%、75.82%~78.32%和 65.46%~67.13%。由此可以看出,考虑到植株与土壤关系后,相应的植株含水率阈值平均增大了 1.14%、3.08%和 1.52%。可见考虑土壤含水率对作物水分的影响,会提高冬小麦水分的阈值,使植株处于适宜的水分状态,因此能减少干旱对作物生长的影响,为作物增产提供保证。

表 4 土壤含水率和植株含水率阈值

生育期 Growth stage	土壤含水率阈值 Threshold of soil moisture content	植株含水率阈值 Threshold of plant water content	
		未调整 Non-regulation	调整 Regulation
返青期 Regreening stage	34.29%~34.94%	77.67%~77.94%	77.91%~79.47%
拔节期 Jointing stage	33.39%~34.46%	74.32%~75.22%	75.82%~78.32%
灌浆期 Filling stage	28.55%~29.38%	64.66%~65.95%	65.46%~67.13%



表 5 冬小麦植株含水率估算模型及高光谱指数阈值

Table 5 Water content estimation model and hyperspectral index threshold of winter wheat

类别 Category	生育期 Growth stage	高光谱指数 Hyperspectral index	模型 Model	高光谱指数阈值 Threshold of hyperspectral index
不考虑迟滞性 Non-considering hysteresis	返青期 Regreening stage	MCARI/OSAVI	$y=4.256x+74.664$	0.706 3~0.769 8
	拔节期 Jointing stage	PRI3	$y=6.6851\ln(x)+88.274$	0.124 1~0.141 9
	灌浆期 Filling stage	VEG	$y=79.725\ln(x)+26.316$	1.617 6~1.644 0
考虑迟滞性 Considering hysteresis	返青期 Regreening stage	MCARI/OSAVI	$y=32.934\ln(4.256x+74.664)-109.16$	0.765 1~1.130 1
	拔节期 Jointing stage	PRI3	$y=32.934\ln[6.6851\ln(x)+88.274]-109.16$	0.155 2~0.225 7
	灌浆期 Filling stage	VEG	$y=32.934\ln[79.725\ln(x)+26.316]-109.16$	1.633 9~1.668 5

3 讨论

本研究比较了传统的一元回归(SR)模型和机器学习算法(偏最小二乘回归、随机森林回归和支持向量回归)模型预测植株含水率的效果。目前,很多学者采用机器学习算法进行建模预测<sup>[18,19,21,22]</sup>,其 $r^2$ 达到了0.75及以上,且机器学习算法可以在容量大且复杂的数据环境中处理各种数据格式,可以有效避免指数过多而导致的过拟合问题。本研究中,从模型的精度和稳定性来看,RF算法构建的植株含水率高光谱指数估算模型在冬小麦三个关键生育时期的估算效果均最好,但从快速便捷指导田间生产来看,RF模型参数变量较多,无法确定高光谱指数阈值,而SR模型高光谱指数变量单一,容易确定高光谱指数阈值,且其RMSE和RE与RF模型的相差不大,虽其决定系数 $r^2$ 较RF模型低些,但达到了0.6以上,也具有较高的精度。通过高光谱指数阈值,可以快速、有效诊断冬小麦水分情况。因此,SR模型在指导田间生产方面具有快速、便捷的优势,具有一定的推广应用价值。

有学者发现,植物活力对土壤水分的时间响应有所延迟<sup>[3,23,24]</sup>。土壤含水率与植株含水率之间的关系密切<sup>[41-42]</sup>。本研究发现,当日植株含水率与前一天土壤含水率模型反演效果好,验证精度高,二者呈正相关,这与前人研究结果一致<sup>[43]</sup>。通过分析不同土层土壤含水率与植株含水率之间的关系发现,利用0~50 cm土层土壤含水率构建的模型反演效果较好,这符合根系模型设定,与前人的研究结果相一致<sup>[43-44]</sup>。

本研究在确定阈值时,引入了产量数据,采用了传统的处理间产量比较法确定不同生育阶段植株含水率和土壤含水率的阈值。在田间诊断冬小麦水分状况的应用中,一是采用模型精度最高的RF模型预测植株含水率,首先根据冠层高光谱数据,计算冬小麦不同生育阶段对应的高光谱指数,然后带入RF模型预测植株含水率,以诊断冬小麦植株水分状况,这个过程有点复杂;二是采用SR模型诊断冬小麦水分状况,仅需根据冠层高光谱数据计算不同生育阶段对应的高光谱指数,然后参考高光谱指数阈值就可以实现,同时也可诊断土壤水分状态。因此,两种方法比较起来,第一种方法精度虽然最高,但第二种方法更快速便捷,精度也不低,比较适合在大田中推广应用。

本研究还存在一定的局限性,如未考虑气象因素的影响。此外,本研究在确定阈值时,因产量与植株含水率、产量与土壤含水率之间的关系重现性均较差,故未能建立产量与其之间的函数关系,后续的研究可以进一步完善试验方案,补充样本,完善基于植株含水率的土壤含水率估算模型,进行更加精确的分析。本研究是否适用于其他地区,也需要进一步的验证。今后,可以在试验中加入无人机和遥感,来增加其应用范围,为智慧农业的发展带来新的帮助。

4 结论

在一元回归、偏最小二乘回归、随机森林回归和支持向量机回归方法中,机器学习算法估算冬小麦关键生育时期(返青期、拔节期和灌浆期)植株含水率的精度高于一元回归法,其中随机森林

最佳,一元回归模型精度也较高。当日植株含水率与前一天土壤含水率之间具有较好的正相关关系,通过所建立模型的性能较好,且最佳土层深度为 0~50 cm。鉴于一元回归模型的特点,利用其确定高光谱指数的阈值。结果得到冬小麦植株处于适宜水分状态时,返青期、拔节期和灌浆期相应的高光谱指数及其阈值分别为 MCARI/0SAVI (0.765 1~1.130 1)、PRI3(0.155 2~0.225 7)和 VEG(1.633 9~1.668 5)。

参考文献:

[1]TILMAN D,BALZER C,HILL J,*et al.* Global food demand and the sustainable intensification of agriculture [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*,2011,108(50):20261.

[2]BLUM A E. Crop responses to drought and the interpretation of adaptation [J]. *Plant Growth Regulation: An International Journal on Natural and Synthetic Regulators*, 1996, 20 (2):57.

[3]HANSEN S,CLAY S A,CLAY D E,*et al.* Landscape features impact on soil available water, corn biomass, and gene expression during the late vegetative stage [J]. *The Plant Genome*,2013,6(2):1.

[4]LI L,REN T,MA Y,*et al.* Evaluating chlorophyll density in winter oilseed rape (*Brassica napus* L.) using canopy hyperspectral red-edge parameters [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*,2016,126:22.

[5]ZHANG Y Q,MAO X S,SUN H Y,*et al.* Effects of drought stress on chlorophyll fluorescence of winter wheat [J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*,2002,10(4):14.

[6]XIANG J,VICKER L H,HARE M C,*et al.* Evaluation of the concentration-response relationship between film antitranspirant and yield of rapeseed (*Brassica napus* L.) under drought [J]. *Agricultural Water Management*,2022,270:107732.

[7]QUILOANGO-CHIMARRO C A,COELHO R D,HEINEMANN A B,*et al.* Physiology, yield, and water use efficiency of drip-irrigated upland rice cultivars subjected to water stress at and after flowering [J]. *Experimental Agriculture*,2022, 58:e19.

[8]MICKELBART M V,HASEGAWA P M,BAILEY-SERRES J. Genetic mechanisms of abiotic stress tolerance that translate to crop yield stability [J]. *Nature Reviews Genetics*,2015,16 (4):237.

[9]SCHOLANDER P F,HAMMEL H T,BRADSTREET E D,*et al.* Sap pressure in vascular plants [J]. *Science*,1965,148: 339.

[10]JONES H G. Monitoring plant and soil water status: established and novel methods revisited and their relevance to studies of drought tolerance [J]. *Journal of Experimental Botany*,2007,58(2):119.

[11]ATZBERGER C. Advances in remote sensing of agriculture;

context description, existing operational monitoring systems and major information needs [J]. *Remote Sensing*,2013,5 (2):949.

[12]DONG T,SHANG J,QIAN B,*et al.* Field-scale crop seeding date estimation from modis data and growing degree days in Manitoba, Canada [J]. *Remote Sensing*,2019,11(151):1760.

[13]HE T,XIE C,LIU Q,*et al.* Evaluation and comparison of random forest and A-LSTM networks for large-scale winter wheat identification [J]. *Remote Sensing*,2019,11 (14): 1665.

[14]CHU H,ZHANG C,WANG M,*et al.* Hyperspectral imaging with shallow convolutional neural networks (SCNN) predicts the early herbicide stress in wheat cultivars [J]. *Journal of Hazardous Materials*,2022,421:126706.

[15]WANG L,ZHOU W J,YONG H,*et al.* Combining transfer learning and hyperspectral reflectance analysis to assess leaf nitrogen concentration across different plant species datasets [J]. *Remote Sensing of Environment*,2022,269:112826.

[16]BIOUCAS-DIAS J M,PLAZA A,CAMPS-VALLS G,*et al.* Hyperspectral remote sensing data analysis and future challenges [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*,2013,1(2):6.

[17]刘建刚,赵春江,杨贵军,等. 无人机遥感解析田间作物表型信息研究进展[J]. 农业工程学报,2016,32(24):98.

LIU J G,ZHAO C J,YANG G J,*et al.* Review of field-based phenotyping by unmanned aerial vehicle remote sensing platform [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*,2016,32(24):98.

[18]CASSANELLI D,LENZINI N,FERRARI L,*et al.* Partial least squares estimation of crop moisture and density by near-infrared spectroscopy [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*,2021,70:1.

[19]TORRES-TELLO J W,KO S. A novel approach to identify the spectral bands that predict moisture content in canola and wheat [J]. *Biosystems Engineering*,2021,210:91.

[20]周 宜,李 晓,贺 利,等. 基于冠层透射微分光谱的小麦植株含水量监测研究[J]. 麦类作物学报,2019,39(9):11.

ZHOU Y,LI X,HE L,*et al.* Monitoring plant water content in winter wheat based on canopy transmission derivative spectroscopy [J]. *Journal of Triticeae Crops*,2019,39(9): 11.

[21]李 辰,王延仓,李旭青,等. 基于小波技术的冬小麦植株组分含水率估测模型[J]. 农业机械学报,2021,52(3):193.

LI C,WANG Y C,LI X Q,*et al.* Quantitative inversion of water content of plant components in winter wheat based on wavelet technology [J]. *Transaction of the Chinese Society for Agricultural Machinery*,2021,52(3):193.

[22]CHENG M H,JIAO X Y,LIU Y D,*et al.* Estimation of soil moisture content under high maize canopy coverage from UAV multimodal data and machine learning [J]. *Agricultural Water Management*,2022,264:107530.

[23]HERKELRATH W N,MILLER E E,GARDNER W R. Wa-

- ter uptake by plants: I. Divided root experiments [J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1977, 41(6): 1033.
- [24] SANTO W J R, SILVA B M, OLIVEIRA G C, *et al.* Soil moisture in the root zone and its relation to plant vigor assessed by remote sensing at management scale [J]. *Geoderma*, 2014, 221-222(2): 91.
- [25] BLACKBURN G A. Quantifying chlorophylls and carotenoids at leaf and canopy scales: An evaluation of some hyperspectral approaches [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998, 66(3): 273.
- [26] PENUELAS J, GAMON J A, FREDEEN A L, *et al.* Reflectance indices associated with physiological changes in nitrogen and water-limited sunflower leaves [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1994, 48(2): 135.
- [27] GAMON J A, PENUELAS J, FIELD C B. A narrow-waveband spectral index that tracks diurnal changes in photosynthetic efficiency [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 41(1): 35.
- [28] PENUELAS J, FILELLA I, GAMON J A. Assessment of photosynthetic radiation-use efficiency with spectral reflectance [J]. *New Phytologist*, 1995, 131(3): 291.
- [29] HERNANDEZ-CLEMENTE R, NAVARRO-CERRILLO R M, SUAREZ L, *et al.* Assessing structural effects on PRI for stress detection in conifer forests [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2011, 115(9): 2360.
- [30] GAMON J A, SURFUS J S. Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer [J]. *The New Phytologist*, 1999, 143(1): 105.
- [31] BROGE N H, LEBLANC E. Comparing prediction power and stability of broadband and hyperspectral vegetation indices for estimation of green leaf area index and canopy chlorophyll density [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2001, 76(2): 156.
- [32] ZARCO-TEJADA P J, BERNI J, SUAREZ L, *et al.* Imaging chlorophyll fluorescence with an airborne narrow-band multispectral camera for vegetation stress detection [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(6): 1262.
- [33] PENUELAS J, BARET F, FILELLA I. Semi-empirical indices to assess carotenoids/chlorophyll A ratio from leaf spectral reflectances [J]. *Photosynthetica*, 1995, 31(2): 221.
- [34] MERZLYAK M N, GITELSON A A, CHIVKUNOVA O B, *et al.* Non-destructive optical detection of pigment changes during leaf senescence and fruit ripening [J]. *Physiologia Plantarum*, 1999, 1(106): 135.
- [35] DAUGHTRY C, 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.
- [36] WU C, ZHENG N, TANG Q, *et al.* Estimating chlorophyll content from hyperspectral vegetation indices: Modeling and validation [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008, 148(8-9): 1230.
- [37] 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): 416.
- [38] NIU Y, ZHANG L, ZHANG H, *et al.* Estimating above-ground biomass of maize using features derived from UAV-Based RGB imagery [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(11): 1261.
- [39] VINCINI M, FRAZZI E, D'ALESSIO P. A broad-band leaf chlorophyll vegetation index at the canopy scale [J]. *Precision Agriculture*, 2008, 9(5): 303.
- [40] SHI B, ZHANG X, BAI X, *et al.* Chlorophyll estimation model of *Pinus tabulaeformis* based on "Sanbian" parameters [J]. *Journal of Northeast Forestry University*, 2015, 43(5): 80.
- [41] 王梦迪, 何莉, 刘潜, 等. 基于小麦冠层无人机高光谱影像的农田土壤含水率估算[J]. 农业工程学报, 2023, 39(6): 126.
- WANG M D, HE L, LIU Q, *et al.* Estimating soil moisture content using UAV hyperspectral images of wheat canopy [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2023, 39(6): 126.
- [42] 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]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 249.
- ZHANG Z T, TAN C X, XU C H, *et al.* Retrieving soil moisture content in filed maize root zone based on UAV multi-spectral remote sensing [J]. *Transaction of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(7): 249.
- [43] 王怀树. 河西绿洲不同灌溉条件下土壤水分对小麦叶片含水量的影响[J]. 安徽农业科学, 2014, 42(21): 6959.
- WANG H S. Effects of soil water content on the wheat leaf water content at different growth stages under different irrigation conditions of Hexi Oasis [J]. *Journal of Anhui Agricultural Science*, 2014, 42(21): 6959.
- [44] 王纪华, 赵春江, 黄文江, 等. 土壤水分对小麦叶片含水量及生理功能的影响[J]. 麦类作物学报, 2001, 21(4): 42.
- WANG J H, ZHAO C J, HUANG W J, *et al.* Effect of soil water content on the wheat leaf water content and the physiological function [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2001, 21(4): 42.