

基于熵权-模糊综合评价法的无人机多光谱 春玉米长势监测模型研究

赵经华^{1,2} 马世骄^{1,2} 房城泰³

(1. 新疆农业大学水利与土木工程学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆水利工程安全与水灾害防治重点实验室, 乌鲁木齐 830052;
3. 兵团水土保持与水利发展中心, 乌鲁木齐 830002)

摘要: 为实现春玉米长势的快速监测, 实时掌握田间作物的生长状况, 本文以新疆维吾尔自治区克拉玛依地区种植的春玉米作为研究对象, 利用无人机多光谱影像对春玉米进行长势监测。基于地面采集的春玉米叶片叶绿素含量、叶面积指数、地上部生物量和株高等数据, 结合熵权法 (EWM) 和模糊综合评价法 (FCE) 建立综合长势指标 $CGMI_{EWM}$ 和 $CGMI_{FCE}$ 。通过无人机遥感影像数据构建光谱指数, 并利用皮尔逊相关性分析法和方差膨胀因子确定模型最佳输入变量。采用偏最小二乘法 (PLS)、随机森林回归 (RF) 及粒子群算法 (PSO) 优化 RF 模型建立春玉米长势反演模型, 结合模型精度评价指标, 最终确定春玉米空间影像长势分布图。结果表明, 以 $CGMI_{EWM}$ 和 $CGMI_{FCE}$ 构建综合长势指标的相关性均高于单一长势指标的相关性; 利用 $CGMI_{FCE}$ 长势指标结合 PSO-RF 模型反演春玉米长势的效果最优, 其决定系数 (R^2) 为 0.823, 均方根误差 (RMSE) 为 0.084%, 相对分析误差 (RPD) 为 2.345; 研究区春玉米长势集中在生长正常 (ZZ) 等级, 说明全区春玉米长势较为稳定。研究结果可为春玉米的田间管理提供科学依据。

关键词: 春玉米; 熵权法; 模糊综合评价法; 综合长势指标; 多光谱; 无人机监测

中图分类号: S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2024)08-0214-11

OSID:



Growth Monitoring of Spring Maize Using UAV Multispectral Imaging Based on Entropy Weight – Fuzzy Comprehensive Evaluation Method

ZHAO Jinghua^{1,2} MA Shijiao^{1,2} FANG Chengtai³

(1. College of Water Conservancy and Civil Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China
2. Xinjiang Key Laboratory of Hydraulic Engineering Safety and Water Disaster Prevention, Urumqi 830052, China
3. Corps Soil and Water Conservation and Water Resources Development Center, Urumqi 830002, China)

Abstract: To achieve rapid monitoring of spring maize growth and gain real-time understanding of field crop conditions, focusing on spring maize planted in the Karamay region of Xinjiang, utilizing UAV multispectral imagery for growth monitoring of the spring maize, based on ground-collected data on spring maize leaf chlorophyll content, leaf area index, aboveground biomass, and plant height, comprehensive growth indicators $CGMI_{EWM}$ and $CGMI_{FCE}$ were established by combining the entropy weight method (EWM) and fuzzy comprehensive evaluation (FCE). Spectral indices were constructed by using UAV remote sensing imagery data, and the optimal input variables for the model were determined by using Pearson correlation analysis and the variance inflation factor. Partial least squares (PLS), random forest regression (RF), and particle swarm optimization (PSO) were used to optimize the RF model and establish a spring maize growth inversion model. By combining model accuracy evaluation metrics, the spatial distribution map of spring maize growth was ultimately determined. The results showed that the comprehensive growth indicators constructed using $CGMI_{EWM}$ and $CGMI_{FCE}$ had higher correlations than single growth indicators. The growth indicators derived from $CGMI_{FCE}$, combined with the PSO-RF model, resulted in the best performance for inversion of spring maize growth. The coefficient of

收稿日期: 2024-04-18 修回日期: 2024-05-20

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52169013)、新疆维吾尔自治区十四五重大专项 (2020A01003-4) 和自治区研究生科研创新项目 (XJ2024G126)

作者简介: 赵经华 (1979—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事节水灌溉技术研究, E-mail: 105512275@qq.com

determination (R^2) was 0.823, the root mean square error (RMSE) was 0.084%, and the relative percent deviation (RPD) was 2.345. The growth of spring maize in the study area was mostly concentrated in the normal growth (ZZ) category, indicating relatively stable growth across the region. The research results can provide a scientific basis for the field management of spring maize and offer a data foundation for the development of precision agriculture.

Key words: spring maize; entropy weight method; fuzzy comprehensive evaluation; comprehensive growth indicator; multispectral; UAV monitoring

0 引言

玉米作为主要粮食作物之一,在全球扮演着重要角色,及时准确地获取玉米生长信息有利于优化灌溉策略,从而提高玉米产量和质量,确保粮食供应稳定性^[1]。叶绿素相对含量 (Soil and plant analyzer development, SPAD)、叶面积指数 (Leaf area index, LAI)、地上部生物量 (Aboveground biomass, AGB)、株高 (Plant height) 是评估玉米生长状况的重要参数,对其营养诊断、田间管理和产量预测等方面具有重要意义^[2]。

传统获取玉米生长信息主要通过人工破坏采样法,这种方法不仅对玉米的生长产生影响,还易形成较大的误差。近年来,机载和星载技术以覆盖范围广、实时性强、成本效益低等优点被广泛应用于农业领域。但卫星遥感在面对大尺度农田时,因其分辨率低,难以捕捉微小地物特征和田间表型的细节信息,从而限制了在农业监测的应用^[3]。对于卫星遥感和高光谱影像,低空飞行无人机技术具有分辨率高、灵活性强、操作简单等优势,可快速获取农田信息的长势差异,有效填补监测手段的不足,逐步成为现代农业监测领域的新途径^[4]。已有学者研究表明,无人机遥感技术能够实现对地面作物生长指标反演,并取得了较好的反演效果。周琦等^[5]以无人机的光谱反射率和植被指数为自变量,利用神经网络回归算法建立冬小麦 SPAD 反演模型,结果表明,该模型在越冬期和拔节期呈现较强的回归预测能力,显著提高了 SPAD 的反演精度。张宏鸣等^[6]以无人机搭载 5 通道多光谱相机为基础,利用 Shapley 理论建立不同时期 LAI 反演模型。王晗等^[7]基于冬油菜不同时期的无人机影像,筛选相关性显著的植被指数,以粒子群算法优化随机森林回归建立地上部生物量反演模型,实现了对关中地区冬油菜地上部生物量的估算。吴婷婷等^[8]基于无人机搭载传感器获取的高分辨率影像数据,并结合地面实测数据进行细粒度校正,有效提升了小麦株高的测量精度。综合以上研究成果发现,主要是以 SPAD、LAI、AGB 等单一长势参数反演作物长势,未考虑从多个统计特征角度出发,导致对作物生长的片面表

征。目前,多数研究通过赋予不同指标相同的权重构建综合长势指标^[9]。裴浩杰等^[10]利用均等权重法将地面采集冬小麦的 5 个单一长势指标赋予相同权重,构建了综合长势指标。结果表明,基于综合指标的模型能够较准确地反映冬小麦的长势状况。然而,这种方法忽略了权重过程中各指标的贡献率,从而导致综合指标存在偏差。因此,需要考虑生长指标的贡献率来建立更全面的作物种群监测信息^[11]。模糊综合评价法 (Fuzzy comprehensive evaluation, FCE) 是一种基于模糊数学中的隶属度理论,用于解决定量问题中的模糊性和不确定性的非线性多目标评价方法,在环境评价和系统评价等领域被广泛应用^[11]。WANG 等^[12]将 FCE 与层次分析法 (AHP) 组合,对马铃薯的灌溉施肥量进行了改进。SUN 等^[13]利用 FCE 等级评价对玉米倒伏程度进行了有效监测。

本文以新疆维吾尔自治区克拉玛依地区春玉米为研究对象,将叶绿素相对含量、叶面积指数、地上生物量、株高以熵权法 (Entropy weight method, EWM) 和模糊综合评价法 (FCE) 创建新的长势指标,即综合长势指标 (Comprehensive growth monitoring indicator, CGMI)。通过无人机遥感影像数据构建光谱指数,并利用皮尔逊相关性分析法和方差膨胀因子进行变量筛选。采用偏最小二乘法 (Partial least squares, PLS)、随机森林回归 (Random forest regression, RF) 及粒子群算法 (Particle swarm optimization, PSO) 优化随机森林回归建立春玉米长势的反演模型,探讨无人机多光谱结合综合长势指标的监测精度,为春玉米田间管理提供技术支持。

1 数据获取与模型建立

1.1 试验区概况

试验区位于克拉玛依市农业综合开发区东 20 km 处,地理坐标东经 84°49'26" ~ 85°21'39",北纬 45°21'33" ~ 45°40'17",海拔 275 m。农业综合开发区西北抵准噶尔盆地西部界山加依尔山和成吉思汗山,南依山北麓,东临古尔班通古特沙漠,区域地形自西南向东北倾斜,平均坡降为 0.36%,属于典型的大陆性干旱荒漠气候,年平均气温约 8.3℃,

1 月平均气温约 -19.7°C , 7 月平均气温约 24.9°C , 极端最高气温约为 42.9°C , 极端最低气温约为 -39°C , 年降水量为 108.9 mm 左右, 平均蒸发量为

$2\,849.8\text{ mm}$ 左右, 年日照时数约为 $2\,711\text{ h}$, 占可照时数的 61% , 年平均无霜期 $180\sim 220\text{ d}$ 。研究区位置如图 1 所示。

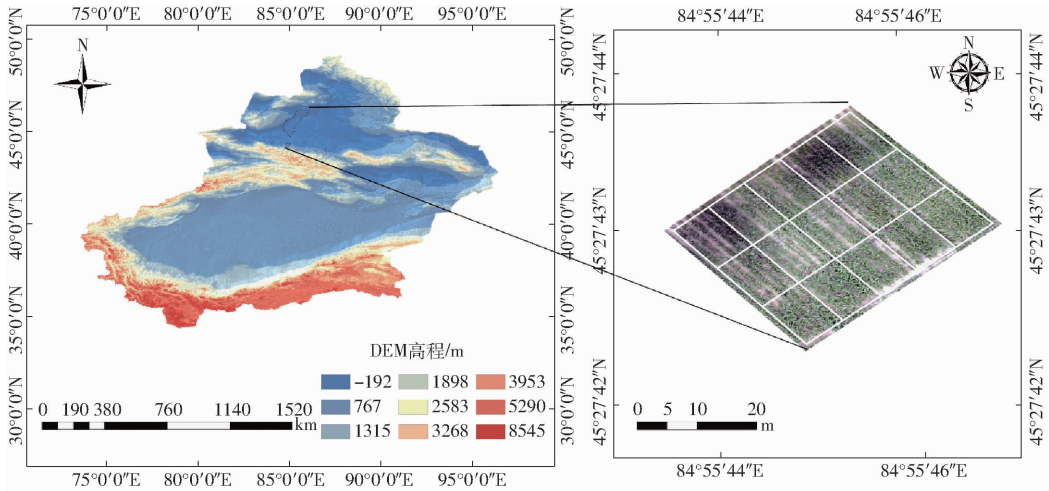


图 1 研究区示意图
Fig.1 Schematic of study area

1.2 试验设计

于 2023 年 4—9 月在绿城农业公司进行玉米大田试验, 试验供试玉米品种为新农 008, 种子埋深 7 cm , 采用 $40\text{ cm}+70\text{ cm}+40\text{ cm}$ 的宽窄行种植模式, 株距 20 cm 。地下滴灌带间距 110 cm , 滴头间距 30 cm , 毛管埋深 35 cm 。滴头流量选取 2.8 L/h 。小区面积 $6\text{ m}\times 8\text{ m}$, 灌水周期 7 d 。全生育期内施入尿素 500 kg/hm^2 、磷酸一铵 200 kg/hm^2 、硫酸钾

130 kg/hm^2 , 不施用基肥, 肥料随地下滴灌灌水施入, 尿素、磷酸一铵、硫酸钾均为纯量, 在拔节期 30% 、抽雄期 30% 、灌浆期 40% 分别随灌水施入。选取灌水量作为变量因素, 设置 $50\%\text{ ET}_c$ (参考作物蒸发蒸腾量)、 $75\%\text{ ET}_c$ 、 $100\%\text{ ET}_c$ 、 $125\%\text{ ET}_c$ 、 $150\%\text{ ET}_c$ (W1、W2、W3、W4、W5) 5 个处理, 每个水平 3 个重复共 15 个小区。玉米全生育期共灌水 10 次。灌溉制度及试验小区种植模式如图 2 所示。

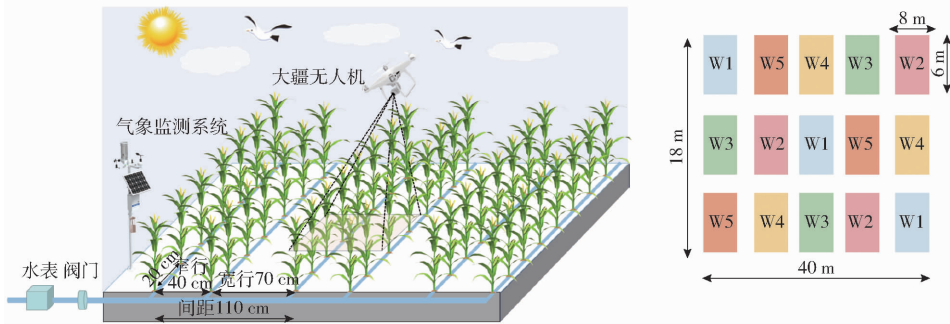


图 2 灌溉制度及小区试验布置
Fig.2 Irrigation system and community test layout

1.3 无人机多光谱遥感影像获取与预处理

多光谱遥感数据获取采用大疆精灵 4 多光谱版无人机, 可采集高精度多光谱数据, 配备 NDVI 分析功能, 具有一体式多光谱成像系统, 集成 1 个可见光相机及 5 个多光谱相机。5 个 2.08×10^6 像素单波段传感器为: 红光 (波长 650 nm , 波宽 16 nm)、蓝光 (波长 450 nm , 波宽 116 nm)、绿光 (波长 560 nm , 波宽 16 nm)、红边 (波长 730 nm , 波宽 16 nm)、近红外 (波长 840 nm , 波宽 26 nm)。起飞时间 $11:00\sim 12:00$, 设定飞行高度为 30 m , 航向重叠度为 75% 、旁向重叠度为 75% 。选择无风的天气飞行, 起飞

前, 对灰板进行拍摄, 用于之后影像校正。

采用 PIX 4D mapper 软件对无人机影像进行拼接, 并利用灰板进行辐射校正, 拼接完成后, 使用指数计算器生成蓝光 (Blue)、绿光 (Green)、近红外 (NIR)、红光 (Red)、红边 (Reg) 5 个波段影像 (图 3)。最后采用 Arcgis 10.7 软件提取 5 个波段影像的植被指数。

1.4 植被指数选取

基于前人研究植被指数与地面实测长势参数的响应程度, 选取 8 种植被指数构建春玉米综合长势反演模型。计算公式如表 1 所示。

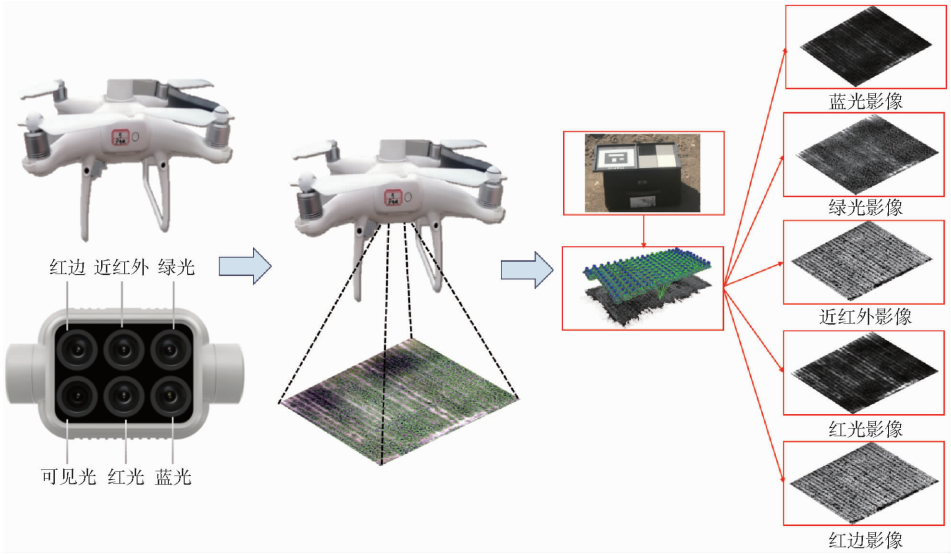


图 3 多光谱影像的 5 个单波段影像

Fig. 3 Five single-band images of multispectral images

表 1 植被指数
Tab.1 Vegetation index

植被指数	计算公式	文献 序号
土壤调节指数 (OSAVI)	$OSAVI = 1.16(R_{NIR} - R) / (R_{NIR} + R + 0.16)$	[14]
红边叶绿素指数 (CIRE)	$CIRE = R_{NIR} / R_{Re} - 1$	[15]
归一化植被指数 (NDVI)	$NDVI = (R_{NIR} - R) / (R_{NIR} + R)$	[16]
绿色归一化植被指数 (GNDVI)	$GNDVI = (R_{NIR} - R_G) / (R_{NIR} + R_G)$	[17]
比值植被指数(RVI)	$RVI = R_{NIR} / R$	[18]
叶面叶绿素指数 (LCI)	$LCI = (R_{NIR} - R_{Re}) / (R_{NIR} + R)$	[19]
归一化红边植被指数 (NDRE)	$NDRE = (R_{NIR} - R_{Re}) / (R_{NIR} + R_{Re})$	[20]
作物氮反射指数 (NRI)	$NRI = (R_G - R) / (R_G + R)$	[21]

注： R_B 、 R 、 R_G 、 R_{Re} 、 R_{NIR} 分别为蓝光波段、红光波段、绿光波段、红边波段、近红外波段反射率。

1.5 地面实测数据获取

(1) 叶片叶绿素含量 (SPAD) 测定

在各试验处理小区随机选择长势相近的玉米植株,每个处理选取 3 株植株,在抽穗期前选取玉米自上而下第 7 片完全展开叶,抽穗期后选取玉米穗位 3 片展开叶。从植株上选择健康、完整的叶片,分别在叶尖、叶中和基部位置各测量 3 次,对每个处理的测定结果取均值^[22]。

(2) 地上生物量 (AGB) 测定

随机选取长势相近的 3 株玉米,利用剪子将所选植株样本从土壤表面基部取样,将玉米植株各器

官(茎秆、叶片、果实 3 部分)分离,测量鲜质量后,将样品装袋放入干燥箱,干燥至 105℃ 杀青。干燥 30 min 后控制温度至 75℃ 至样品质量恒定,对样品进行称量。

(3) 株高 (Plant height) 测定

每个小区取 3 株玉米,使用卷尺 (精度为 0.1 cm) 测量玉米从植株底端至植株顶端的叶尖处。对每株植株进行 3 次测量,测量结果取平均值作为最终数据。

(4) 叶面积指数 (LAI) 测定

LAI 通过对叶片长和最大叶片宽的测量以及玉米占地面积的统计得出;每次各小区采集植株样品 3 株,用卷尺测量玉米植株叶片长和宽,玉米叶面积计算使用长宽系数法,经验系数为 0.75^[23]。计算公式为

$$LAI = \frac{1}{m_1} \sum_{i=1}^{n_1} L_i D_i K D_r$$

S

(1)

式中 m_1 ——取样株数,株
 n_1 ——取样株数的全部叶数,片
 L_i ——叶片长,cm
 D_i ——叶片宽度,cm
 K ——校正系数,取 0.75
 D_r ——植株密度,株/m²
 S ——换算系数,取 10 000 m²/cm²

1.6 方法

1.6.1 综合长势指标

本研究针对春玉米长势监测,将叶绿素相对含量、叶面积指数、地上部生物量、株高组成新的长势指标,即综合长势指标^[24]。确定权重是构建综合长

势监测指标的关键^[25]。传统赋权法通常将各项指标赋予相同的权重,未考虑不同指标在反映作物生长状况中的重要性差异。因此,在构建综合长势指标时,需要考虑指标在作物生长中的贡献度,以更准确地反映作物的生长状况。本文采用熵权法和模糊综合评价法构建综合长势指标。根据春玉米各长势指标的贡献程度,利用熵权法进行权重划分,并结合模糊综合评价法确定权重系数,实现对春玉米的综合长势评价。技术路线如图4所示。

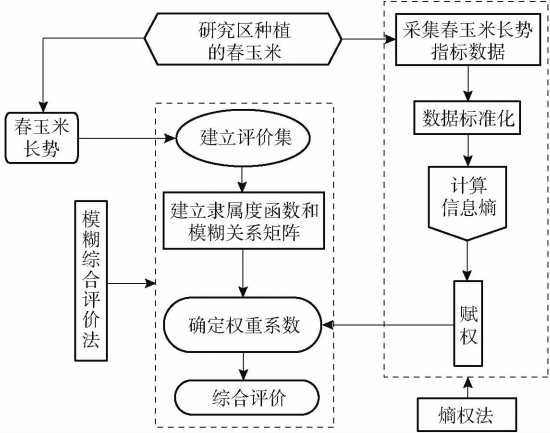


图4 技术路线图
Fig.4 Technology roadmap

1.6.1.1 熵权法(EWM)

在信息论中,熵是用来度量随机变量不确定性的一种指标^[26]。熵权对应所选指标为评价春玉米生长状况所提供的信息量。熵权越大,说明指标提供的信息量越大,对评价春玉米生长状况的贡献也越大。因此,使用熵权法对春玉米各项长势指标构建权重,具体计算步骤如下:

(1)对原始数据进行归一化处理,得到标准矩阵 p' ,计算式为

$$p' = \frac{p - \min(p)}{\max(p) - \min(p)} \tag{2}$$

式中 p ——原始数据集

(2)对于每个指标 i ,计算其信息熵 E_i ,计算式为

$$E_i = -\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n p_{ij} \lg p_{ij} \tag{3}$$

式中 n ——样本数量

p_{ij} ——指标 i 在第 j 个样本的权重

(3)计算每个指标的权重 C_i ,计算式为

$$C_i = \frac{1 - E_i}{\sum_{i=1}^n (1 - E_i)} \tag{4}$$

得到权重向量 $C = (c_1, c_2, c_3, c_4)$,其中 $c_1、c_2、c_3、c_4$ 分别表示各项指标权值,由熵权法构建的综合指标(CGMI_{EWM})计算公式为

$$CGMI_{EWM} = c_1p'_1 + c_2p'_2 + c_3p'_3 + c_4p'_4 \tag{5}$$

式中 CGMI_{EWM}——综合指标

$p'_1、p'_2、p'_3、p'_4$ ——归一化后长势指标

1.6.1.2 模糊综合评价法(FCE)

模糊综合评价是一种利用模糊数学中的隶属度理论,将主观评价转换为客观评价的多因素综合评价方法^[27]。本研究测定了 SPAD、LAI、AGB、Plant height 4 种长势指标。利用熵权法计算的权重与模糊评价模型相结合,构建春玉米生长信息化综合指标。具体步骤如下:

(1)确定因子集。假定有 f 个因素作为评估对象,则该集合称为因子集, $U = \{w_1, w_2, \dots, w_f\}$ 。由于本研究中涉及 4 个影响因素,故因子集 $U = \{w_1, w_2, w_3, w_4\}$,其中 $w_1、w_2、w_3、w_4$ 分别表示 SPAD、LAI、AGB、Plant height。则

$$CGMI_{FCE} = f(\text{SPAD}, \text{LAI}, \text{AGB}, \text{Plant height}) \tag{6}$$

(2)确定评价等级。评价等级是根据评价结果的数值范围划分的不同级别,用于描述评价对象在某个方面的特征。基于试验区春玉米长势情况,将生长指标分为 5 个等级 $N = \{v_1, v_2, v_3, v_4, v_5\}$,其中 $v_1、v_2、v_3、v_4、v_5$ 分别表示生长较差(JC)、生长较慢(JM)、生长正常(ZZ)、生长良好(JK)、生长较优(JY)^[13]。

(3)确定模糊矩阵和隶属度函数。将模糊矩阵元素记为 $R_{xy} = \{r_{xy}\}$,其中 r_{xy} 表示第 x 个评价因子在第 y 个评价集中的评价结果,根据已定义的因子集和评价等级,得到模糊矩阵

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & r_{14} & r_{15} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & r_{24} & r_{25} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & r_{34} & r_{35} \\ r_{41} & r_{42} & r_{43} & r_{44} & r_{45} \end{bmatrix} \tag{7}$$

在模糊集合理论中,隶属度函数描述一个元素对于模糊集合的隶属程度,通常在 $[0, 1]$ 区间内取值,表示元素对概念的归属程度,值越接近 1 表示归属程度越高,越接近 0 表示归属程度越低^[28]。本研究采用梯形隶属度函数构造模糊矩阵。将 $[0, 1]$ 平均分为 5 个区间,对应 5 个评价等级。头尾间隔和中间间隔设为 0.1。相邻评价等级模糊边界的中心值分别为 0.15、0.35、0.55、0.75,如图 5 所示。

(4)构建模糊综合评价模型的评价值。将熵权法得到的权重与模糊矩阵相乘,得到评价集的模糊向量 B 。使用分数向量 $F = (100\%, 75\%, 50\%, 25\%, 0)$ 确定模型最终评分。计算公式为

$$M = BF^T \tag{8}$$

其中

$$B = WR \tag{9}$$

式中 W ——熵权法确定的权重
 M ——春玉米综合长势指标评价最终值

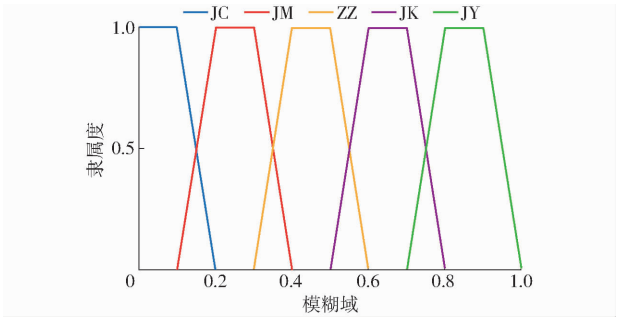


图 5 隶属度函数曲线
Fig. 5 Membership function graphs

1.6.2 反演模型

(1) 偏最小二乘法 (PLS)

偏最小二乘法是一种多元统计分析方法,通过两个矩阵之间的线性关系来减少自变量和因变量之间的共线性,从而提高模型的稳定性^[29]。

(2) 随机森林回归 (RF)

随机森林回归是一种机器学习算法,通过构建多个决策树进行回归分析。该模型具有高效处理数据、降低过拟合风险及快速运算等特点^[30]。经过试验反复验证和误差分析,选用决策树数目 $n_{tree} = 500$,节点变量个数 $m_{try} = 5$ 构建模型。

(3) 粒子群算法优化随机森林回归 (PSO - RF)

粒子群算法是通过目标函数评估粒子所处位置的适应度,不断更新粒子的位置和速度来实现全局优化^[12]。PSO - RF 回归算法通过优化随机森林回归的特征参数,旨在寻找全局最优解,以提升随机森林回归模型的预测精度。

1.7 模型精度评价

为验证模型精度的准确性,采用决定系数 (Coefficient of determination, R^2)、均方根误差 (Root mean square error, RMSE)、相对分析误差 (Relative analysis error, RPD) 作为模型评价指标。其中, R^2 越大, RMSE 越小, 表示模型效果越好。RPD 将模型评价分为 3 个等级: 当 RPD 小于 1.4 时, 认为模型无法对样本进行有效预测; 当 RPD 为 [1.4, 2) 时, 表示模型效果一般, 可以对样本进行粗略预测; 当 RPD 大于等于 2 时, 表示模型对样本有较好的预测效果^[31]。

2 监测模型评价与结果分析

2.1 综合长势指标模型构建结果

采用熵权法和模糊综合评价模型构建春玉米综合长势指标, 分别用 $CGMI_{EWM}$ 、 $CGMI_{FCE}$ 表示。熵权法综合长势指标所占比重计算式为

$$CGMI_{EWM} = 0.22x'_1 + 0.12x'_2 + 0.53x'_3 + 0.13x'_4$$

(10)

式中 x'_1 ——归一化后 SPAD
 x'_2 ——归一化后 LAI
 x'_3 ——归一化后 AGB
 x'_4 ——归一化后 Plant height

两种模型构建综合长势指标的增长值和得分值如图 6 所示。

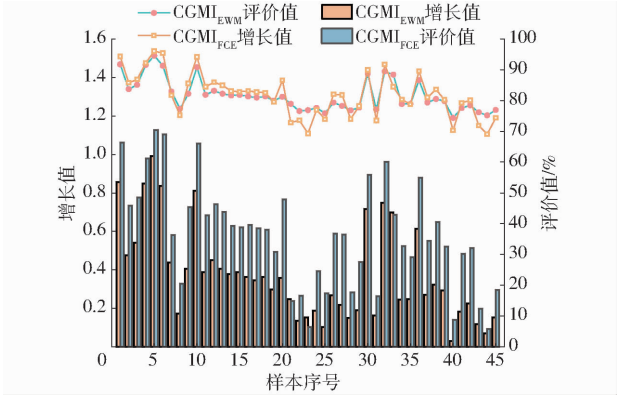


图 6 综合指标构建结果
Fig. 6 Results of constructing comprehensive indicator growth index

由式 (10) 可知, AGB 所占比重最大, 其次为 SPAD, LAI 所占比重最小。由图 6 可以看出, $CGMI_{EWM}$ 增长值集中在 0.07 ~ 0.98, $CGMI_{FCE}$ 评价值集中在 5.8% ~ 66.4%。由图 6 中的曲线可知, $CGMI_{EWM}$ 评价值和 $CGMI_{FCE}$ 增大值变化趋势一致, 说明 $CGMI_{EWM}$ 增长值越大, $CGMI_{FCE}$ 评价值越高, 则表示春玉米长势越好。反之则表示春玉米长势越差。

2.2 相关性分析

为构建植被指数与综合长势指标之间的线性关系, 利用皮尔逊相关系数法将单一长势指标 (SPAD、LAI、AGB、Plant Height) 和综合长势指标 ($CGMI_{EWM}$ 、 $CGMI_{FCE}$) 与 8 种植被指数作相关性检验。

由图 7a (图中 Spec01、Spec02、Spec03 分别表示 SPAD、LAI、AGB、Plant height、 $CGMI_{EWM}$ 和 $CGMI_{FCE}$ 两两线性组合的矩阵相关检验) 可知, 除 NRI 以外, 其余植被指数均与 4 种单一长势指标呈正相关关系。其中, SPAD 与 NDVI 的相关性最为显著, 相关系数为 0.69, 其余单一长势指标与植被指数的相关系数在 0.34 ~ 0.68 之间。相对于单一长势指标, 通过检验的综合长势指标显著提高了与植被指数的相关性。此外 $CGMI_{FCE}$ 与 NDVI 的相关系数比 AGB 与 NDVI 的相关系数增长 25%, 其次为 $CGMI_{FCE}$ 与 CIRE 的相关系数, 增长 19%。说明 $CGMI_{FCE}$ 包含更多的作物生长信息, 使得植被指数能更好反映 $CGMI_{FCE}$ 。

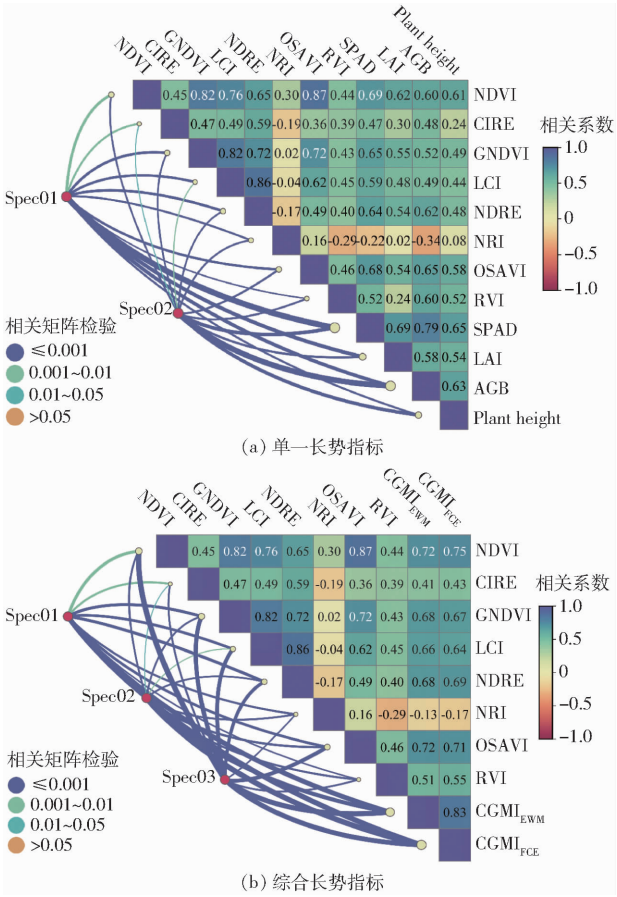


图7 植被指数与长势指标相关性检验

Fig.7 Correlation test between vegetation index and growth index

2.3 模型输入变量筛选

通过计算每个植被指数的方差膨胀因子 (Variance inflation factor,VIF)来衡量所选指数的线性相关程度^[12]。如果某个植被指数 VIF 较高,则表示该指数与其他指数有较强的共线性,从而影响回归模型的准确性。根据长势指标与植被指数的响应程度,并设置 VIF 小于 10,分别计算各植被指数的方程膨胀因子,如表 2 所示。

表 2 植被指数之间的方差膨胀因子

Tab.2 Variance inflation factors between vegetation indices

植被指数	NDVI	CIRE	GNDVI	LCI	NDRE	NRI	OSAVI	RVI
NDVI		1.663	4.058	5.830	4.768	1.344	2.510	1.638
CIRE			4.033	5.713	4.120	1.339	2.501	1.594
GNDVI				7.184	4.040	1.339	1.919	1.594
LCI					1.457	1.313	1.764	1.566
NDRE						1.247	1.450	1.543
NRI							1.271	1.271
OSAVI								1.000

由表 2 可知,8 种植被指数的 VIF 均小于 10,表明所选植被指数之间的共线性较小。考虑模型简便性,将 NDVI、CIRE、GNDVI、LCI、NDRE、OSAVI、RVI

作为模型最终输入结果。

2.4 反演模型构建

在进行大田试验时,由于仪器误差、环境条件的复杂变化以及其他随机因素的影响,可能会使获取的数据产生极端值^[32]。为了排除可能存在的极端值,提高模型反演精度,利用 IBM SPSS Statistics 27 软件对样本进行残差分析。根据残差结果,最终选取 45 个样本作为模型反演变量,选择 31 个样本作为建模集,14 个样本作为验证集。CGMI_{EWM} 和 CGMI_{FCE} 模型反演结果如图 8 所示。

由图 8 可知,同一时期不同建模方法的反演效果互有差异,同一建模方法不同生长指标的模拟效果也各有异同。对于 CGMI_{EWM} 指标,RF 反演模型建模集和验证集 R^2 均优于 PLS 模型,分别为 0.673、0.684, RMSE 均小于 PLS 模型,分别为 0.122、0.127。PLS 模型和 RF 模型的 RPD 分别为 1.734、1.797,两种模型均未达到精准预测的标准。基于 PSO 算法优化后 RF 模型能够提升反演精度,相较于 RF 模型,PSO-RF 模型的 R^2 和 RMSE 均优于 RF 模型,但优化后模型验证集 RPD 小于 2,未达到精准模拟要求。因此,基于 CGMI_{EWM} 长势指标的 PLS、RF 和 PSO-RF 模型反演精度较低,只能对春玉米长势初步进行预测。相比于 CGMI_{FCE} 长势指标,3 种反演模型的建模集和验证集 R^2 均达到 0.6 以上。其中 PSO-RF 模型的 RPD 为 2.345,满足精准模拟的标准。

2.5 模型精度评价

为选取春玉米生育期预测结果较优的反演模型,利用验证集进行精度评价,建模及验证结果如图 8 所示。分析 3 种预测模型的拟合精度发现,基于 CGMI_{EWM} 长势指标和 CGMI_{FCE} 长势指标为输入变量在不同建模方法的模型精度差异较为明显。对于传统线性回归模型和机器学习模型,验证集以 CGMI_{FCE} 长势指标为输入变量的模型精度高于以 CGMI_{EWM} 长势指标为输入变量的模型精度。对比 3 种模型的综合评价指标,基于 CGMI_{FCE} 长势指标为输入变量的 PSO-RF 模型在反演春玉米的长势效果较优。

2.6 基于最佳模型的春玉米长势反演

将基于 CGMI_{FCE} 长势指标的 PSO-RF 模型的 45 组预测数据按 15 个小区划分,并取每个小区的均值用于制作春玉米 2023 年长势分布图(图 9)。根据模糊综合评价法最终确定将研究区春玉米设为 5 个长势等级。

从图 9 可以看出,研究区春玉米分布不均,影像颜色偏红的小区表示春玉米长势越好。东部和南部

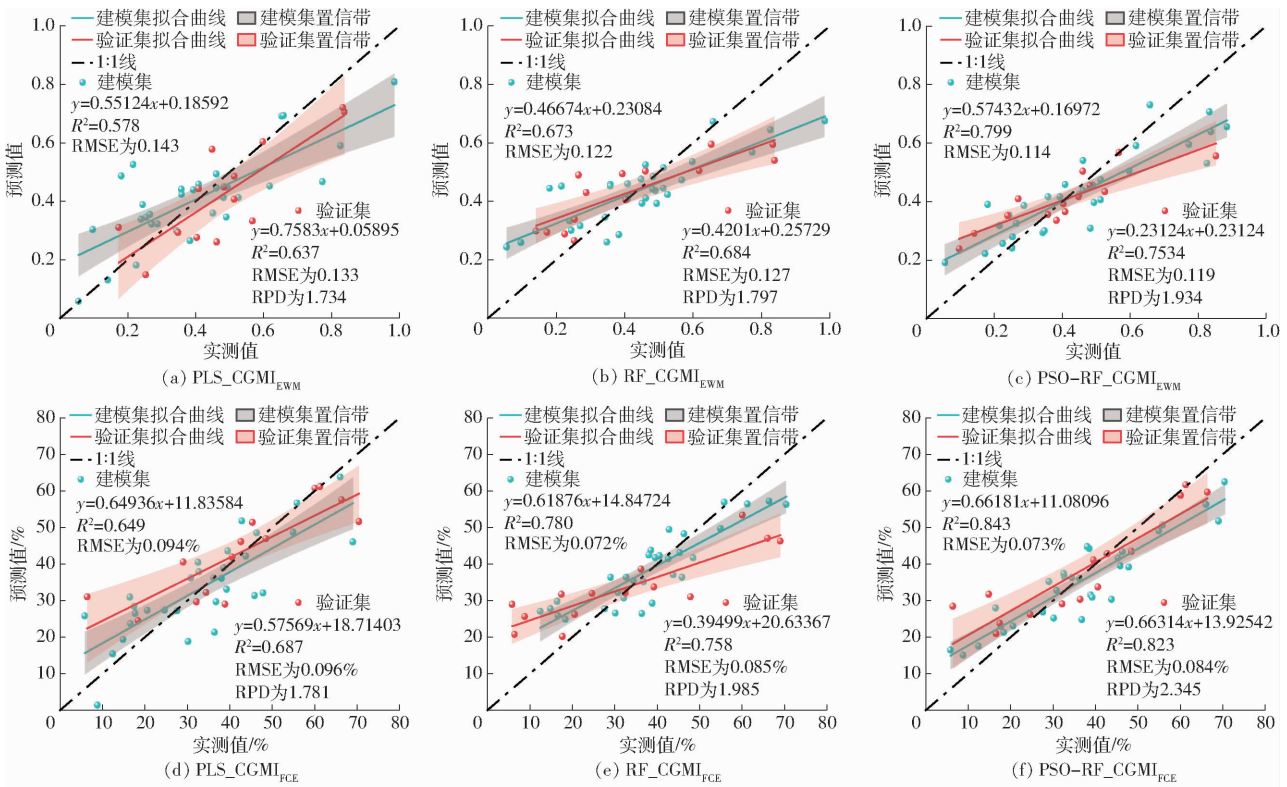


图 8 综合长势指标反演模型
Fig.8 Comprehensive growth index inversion model

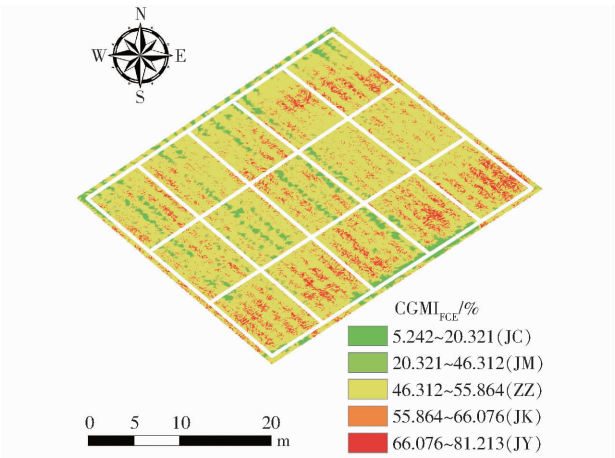


图 9 春玉米综合长势指标 $CGMI_{FCE}$ 反演结果
Fig.9 $CGMI_{FCE}$ inversion of comprehensive growth index for spring maize

春玉米生长状况较佳,中部春玉米生长状况与之相比较为一般,而北部和西部春玉米生长状况则介于两者之间。研究区春玉米生长状况整体主要处于 ZZ 等级,表明全区春玉米长势生长状况呈中等水平。由表 3 可知,基于 $PSO-RF_CGMI_{FCE}$ 模型反演春玉米长势预测结果与田间实测分布结果规律一致,说明基于无人机多光谱影像建立综合长势监测模型具有可行性,能为实现精细化农田管理提供参考。

3 讨论

本文将反映春玉米生理生化指标的 SPAD、LAI、AGB、Plant height 相结合,利用模糊综合评价法构建新的综合长势指标 $CGMI_{FCE}$,探究 $CGMI_{FCE}$ 在春

表 3 基于 $PSO-RF_CGMI_{FCE}$ 模型反演春玉米监测指标统计

等级	实测结果				预测结果			
	最小值	最大值	平均值	变异系数	最小值	最大值	平均值	变异系数
JC (5.242% ~ 20.321%)	5.242	20.313	20.623	15.9	6.072	21.126	20.114	14.2
JM (20.321% ~ 46.312%)	25.173	36.324	29.032	15.5	24.643	35.892	28.322	16.7
ZZ (46.312% ~ 55.864%)	47.322	55.805	48.891	6.1	48.214	54.935	49.213	4.2
JK (55.864% ~ 66.076%)	57.491	64.752	60.372	4.3	58.545	66.016	61.864	5.3
JY (66.076% ~ 81.213%)	67.712	70.423	68.361	2.2	66.096	71.341	67.845	2.5

玉米监测领域的可行性。结果表明,相对于单一长势指标,综合长势指标 $CGMI_{FCE}$ 与无人机多光谱获取的植被指数呈现更好的显著相关性,说明 $CGMI_{FCE}$ 包含更多的地物生长信息,使得与植被指数

具有较好的表征响应。这与王伟康等^[25]研究结果一致。

冯浩等^[33]和牛庆林等^[34]均通过使用 RF 回归模型实现了对地面作物生长指标的精准反演。这是因为 RF 模型对数据包容性好,通过自助法(bootstrap)随机将样本分为特征集和特征子集来构建多个决策树,并对每个决策树进行独立预测,最后,根据所有决策树建模结果的平均值作为最终预测结果。因此,RF 模型在处理回归问题方面具有较高的鲁棒性和灵活性。然而,RF 模型存在陷入局部最优解的缺点,从而导致模型高度复杂,容易出现过拟合的问题。为了进一步提升随机森林回归的预测精度,本研究基于前人研究结果,利用 PSO 算法不断更新粒子位置以寻找最优解的方式对 RF 模型进行参数调优,皆在提高 RF 模型的预测性能和泛化能力。通过对比不同综合长势指标反演模型结果可知,以相同的测试集和验证集作为模型输入变量时,综合评价指标 $CGMI_{FCE}$ 结合 3 种模型反演春玉米长势的精度明显优于综合评价指标 $CGMI_{EWM}$ 结合 3 种模型的反演精度。其中 $PSO - RF_{CGMI_{FCE}}$ 模型模拟效果最优, R^2 为 0.823, RMSE 为 0.084%, RPD 为 2.345,表明 PSO 算法与 RF 模型结合后能提高模型的预测能力。王晗等^[7]利用 PSO 算法优化支持向量机模型仅对冬油菜单一长势指标为模型输入变量进行精度模拟,并得到了较好的反演效果。本文综

合考虑春玉米生长中各项长势指标的贡献度,构建了不同综合长势指标反演模型,进一步提高了模型预测的准确性。

将 $PSO - RF_{CGMI_{FCE}}$ 模型应用到春玉米种植试验区发现,在空间影像分布中,东部和南部春玉米生长状况最佳,而北部和西部春玉米生长状况一般,中部春玉米生长状况则介于两者之间。综合来看,全区春玉米主要集中在 ZZ 等级,说明研究区春玉米长势相对稳定。后期将考虑加入春玉米不同时期的长势指标,以进一步提升模型精度,并需进一步研究对于其他地区的玉米是否能够进行有效的长势反演。

4 结 论

(1)将春玉米实测数据的 SPAD、LAI、AGB 以及 Plant height 利用不同赋权的方法结合,构建综合长势指标。经相关性检验可知,综合长势指标 $CGMI$ 与植被指数的相关性整体均高于单一长势指标与植被指数的相关性。

(2)基于 $CGMI_{FCE}$ 长势指标的 $PSO - RF$ 模型能更好地反映春玉米的长势信息。对比 RF 模型, $PSO - RF$ 模型验证集的 R^2 比 RF 模型高 0.065, RMSE 低 0.001 个百分点。

(3)基于最佳模型春玉米反演空间影像分布可知,全区春玉米生长状况较为稳定。

参 考 文 献

[1] 姜友谊,刘博伟,张成健,等. 利用无人机多光谱影像的多品种玉米成熟度监测[J]. 农业工程学报, 2023,39(20): 84-91.
JIANG Youyi, LIU Bowei, ZHANG Chengjian, et al. Multi-variety maize maturity monitoring based on UAV multi-spectral images[J]. Transactions of the CSAE, 2023,39(20):84-91. (in Chinese)

[2] 陈震,程千,徐洪刚,等. 不同水肥处理下夏玉米株高、生物量响应特征及光谱反演[J]. 干旱地区农业研究, 2023, 41(4):198-207.
CHEN Zhen, CHENG Qian, XU Honggang, et al. Inversion model of summer maize plant height and biomass under different water and fertilizer treatments based on UAV spectra[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2023,41(4):198-207. (in Chinese)

[3] 史舟,梁宗正,杨媛媛,等. 农业遥感研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2015,46(2):247-260.
SHI Zhou, LIANG Zongzheng, YANG Yuanyuan, et al. Status and prospect of agricultural remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(2):247-260. (in Chinese)

[4] GRADOS D, REYNARFAJE X, SCHREVEENS E. A methodological approach to assess canopy NDVI-based tomato dynamics under irrigation treatments[J]. Agricultural Water Management, 2020,240:106208.

[5] 周琦,王建军,霍中洋,等. 不同生育期小麦冠层 SPAD 值无人机多光谱遥感估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(6):1912-1920.
ZHOU Qi, WANG Jianjun, HUO Zhongyang, et al. UAV multi-spectral remote sensing estimation of wheat canopy SPAD value in different growth periods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2023,43(6):1912-1920. (in Chinese)

[6] 张宏鸣,侯贵河,孙志同,等. 基于 XGBoost-Shapley 的玉米不同生育期 LAI 遥感估算[J]. 农业机械学报, 2022, 53(7):208-216.
ZHANG Hongming, HOU Guihe, SUN Zhitong, et al. Remote sensing estimation of maize leaf area index at different growth periods based on XGBoost-Shapley algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7):208-216. (in Chinese)

- [7] 王晗, 向友珍, 李汪洋, 等. 基于无人机多光谱遥感的冬油菜地上部生物量估算[J]. 农业机械学报, 2023,54(8):218–229.
WANG Han, XIANG Youzhen, LI Wangyang, et al. Estimation of winter rapeseed above-ground biomass based on UAV multi-spectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8):218–229. (in Chinese)
- [8] 吴婷婷, 刘昕哲, 聂睿琪, 等. 基于细粒度校正的育种小区小麦株高无人机测量方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6):158–167.
WU Tingting, LIU Xinzhe, NIE Ruiqi, et al. UAV measurement of plant height of breeding wheat based on fine-scale correction [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6):158–167. (in Chinese)
- [9] 徐云飞, 程琦, 魏祥平, 等. 变异系数法结合优化神经网络的无人机冬小麦长势监测[J]. 农业工程学报, 2021, 37(20):71–80.
XU Yunfei, CHENG Qi, WEI Xiangping, et al. Monitoring of winter wheat growth under UAV using variation coefficient method and optimized neural network[J]. Transactions of the CASE, 2021, 37(20):71–80. (in Chinese)
- [10] 裴浩杰, 冯海宽, 李长春, 等. 基于综合指标的冬小麦长势无人机遥感监测[J]. 农业工程学报, 2017, 33(20):74–82.
PEI Haojie, FENG Haikuan, LI Changchun, et al. Remote sensing monitoring of winter wheat growth with UAV based on comprehensive index[J]. Transactions of the CASE, 2017, 33(20):74–82. (in Chinese)
- [11] FENG H, TAO H, LI Z, et al. Comparison of UAV RGB imagery and hyperspectral remote-sensing data for monitoring winter wheat growth[J]. Remote Sensing, 2022, 14: 3811.
- [12] WANG H, CHENG M, ZHANG S, et al. Optimization of irrigation amount and fertilization rate of drip-fertigated potato based on analytic hierarchy process and fuzzy comprehensive evaluation methods[J]. Agricultural Water Management, 2021, 256: 107130.
- [13] SUN Q, CHEN L, XU X, et al. A new comprehensive index for monitoring maize lodging severity using UAV-based multi-spectral imagery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202:107362.
- [14] 邵国敏, 王亚杰, 韩文霆. 基于无人机多光谱遥感的夏玉米叶面积指数估算方法[J]. 智慧农业(中英文), 2020, 2(3):118–128.
SHAO Guomin, WANG Yajie, HAN Wenting. Estimation method of leaf area index for summer maize using UAV-based multispectral remote sensing[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3):118–128. (in Chinese)
- [15] GITELSON A A, VIÑA A, ARKEBAUER T J, et al. Remote estimation of leaf area index and green leaf biomass in maize canopies[J]. Geophysical Research Letters, 2003, 30(5):1248.
- [16] 韩文霆, 汤建栋, 张立元, 等. 基于无人机遥感的玉米水分利用效率与生物量监测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 129–141.
HAN Wenting, TANG Jiandong, ZHANG Liyuan, et al. Maize water use efficiency and biomass estimation based on unmanned aerial vehicle remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5):129–141. (in Chinese)
- [17] 邵亚杰, 汤秋香, 崔建平, 等. 融合无人机光谱信息与纹理特征的棉花叶面积指数估测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6):186–196.
SHAO Yajie, TANG Qiuxiang, CUI Jianping, et al. Cotton leaf area index estimation combining UAV spectral and textural features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6):186–196. (in Chinese)
- [18] 刘一博, 裴杰, 方华军, 等. 利用无人机影像反演水稻 SPAD 值的最优空间窗口确定[J]. 农业工程学报, 2023, 39(19):165–174.
LIU Yibo, PEI Jie, FANG Huajun, et al. Optimizing spatial window selection for rice SPAD value retrieval using multispectral UAV images[J]. Transactions of the CASE, 2023, 39(19):165–174. (in Chinese)
- [19] 李阳, 苑严伟, 赵博, 等. 基于多时相多参数融合的麦玉轮作小麦产量估算方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(12): 186–196.
LI Yang, YUAN Yanwei, ZHAO Bo, et al. Estimation of wheat yield in wheat-maize rotation based on multi-temporal and multi-parameter fusion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12):186–196. (in Chinese)
- [20] 朱文静, 冯展康, 戴世元, 等. 无人机多光谱影像的小麦倒伏信息多特征融合检测研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(1):197–206.
ZHU Wenjing, FENG Zhankang, DAI Shiyuan, et al. Multi-feature fusion detection of wheat lodging information based on UAV multispectral images[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(1):197–206. (in Chinese)
- [21] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation [J]. Remote Sensing of Environment, 1979, 8(2):129.
- [22] 郭松, 常庆瑞, 郑智康, 等. 基于无人机高光谱影像的玉米叶绿素含量估测[J]. 江苏农业学报, 2022, 38(4):976–984.
GUO Song, CHANG Qingrui, ZHENG Zhikang, et al. Estimation of maize chlorophyll content based on unmanned aerial vehicle (UAV) hyperspectral images[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2022, 38(4):976–984. (in Chinese)
- [23] 赵经华, 杨庭瑞, 周和平, 等. 渗灌对玉米生长指标及产量的影响[J]. 甘肃农业大学学报, 2020, 55(6):58–66, 76.

ZHAO Jinghua, YANG Tingrui, ZHOU Heping, et al. Effect of subsurface irrigation on growth index and yield of maize[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2020,55(6):58–66, 76. (in Chinese)

[24] 陶惠林,徐良骥,冯海宽,等. 基于无人机高光谱长势指标的冬小麦长势监测[J]. 农业机械学报,2020,51(2):180–191.
TAO Huilin, XU Liangji, FENG Haikuan, et al. Monitoring of winter wheat growth based on UAV hyperspectral growth index [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Engineering, 2020,51(2):180–191. (in Chinese)

[25] 王伟康,张嘉懿,汪慧,等. 基于固定翼无人机多光谱影像的水稻长势关键指标无损监测[J]. 中国农业科学, 2023, 56(21):4175–4191.
WANG Weikang, ZHANG Jiayi, WANG Hui, et al. Non-destructive monitoring of rice growth key indicators based on fixed-wing UAV multispectral images[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2023,56(21):4175–4191. (in Chinese)

[26] YU J, ZHANG S, ZHANG Y, et al. Construction of a winter wheat comprehensive growth monitoring index based on a fuzzy degree comprehensive evaluation model of multispectral UAV data[J]. Sensors, 2023,23(19):8089.

[27] XU X, NIE C, JIN X, et al. A comprehensive yield evaluation indicator based on an improved fuzzy comprehensive evaluation method and hyperspectral data[J]. Field Crops Research,2021, 270:108204.

[28] XU X H, YE L, PEI Y, et al. Research on the comprehensive evaluation of the higher education system based on FCE and ARMA models[J]. Complexity, 2022(1):3142579.

[29] 夏晨真,姜艳艳,张星宇,等. 基于无人机高光谱影像的黑土区玉米农田土壤有机质估算[J]. 光谱学与光谱分析, 2023,43(8):2617–2626.
XIA Chenzhen, JIANG Yanyan, ZHANG Xingyu, et al. Estimation of soil organic matter in maize field of black soil area based on UAV hyperspectral image[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023,43(8):2617–2626. (in Chinese)

[30] 凌琪涵,孔发明,宁强,等. 基于无人机多光谱影像的水稻氮营养监测[J]. 农业工程学报, 2023,39(13):160–170.
LING Qihan, KONG Faming, NING Qiang, et al. Rice nitrogen nutrition monitoring based on unmanned aerial vehicle multispectral image[J]. Transactions of the CASE, 2023,39(13):160–170. (in Chinese)

[31] JIN X, YANG G XU X, et al. Combined multi-temporal optical and radar parameters for estimating LAI and biomass in winter wheat using HJ and RADARSAR–2 data[J]. Remote Sensing, 2015,7(10):13252.

[32] 姜海玲,杨杭,陈小平,等. 利用光谱指数反演植被叶绿素含量的精度及稳定性研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2015, 35(4):975–981.
JIANG Hailing, YANG Hang, CHEN Xiaoping, et al. Research on accuracy and stability of inversing vegetation chlorophyll content by spectral index method[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(4): 975–981. (in Chinese)

[33] 冯浩,杨祯婷,陈浩,等. 基于无人机多光谱影像的夏玉米 SPAD 估算模型研究[J]. 农业机械学报, 2022,53(10): 211–219.
FENG Hao, YANG Zhenting, CHEN Hao, et al. Estimation of summer maize SPAD based on UAV multispectral images[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022,53(10):211–219. (in Chinese)

[34] 牛庆林,冯海宽,周新国,等. 冬小麦 SPAD 值无人机可见光和多光谱植被指数结合估算[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8):183–194.
NIU Qinglin, FENG Haikuan, ZHOU Xinguo, et al. Combining UAV visible light and multispectral vegetation indices for estimating SPAD value of winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(8): 183–194. (in Chinese)