

doi:10.3969/j.issn.1002-2481.2024.06.05

基于无人机多光谱影像的花生氮高效种质资源筛选

刘依柔^{1,2}, 宋明轩³, 赵晓东¹, 李荣冲¹, 万书波¹, 杨俊涛³, 白波¹, 李国卫¹

(1. 山东省农业科学院 农作物种质资源研究所/山东省作物遗传改良与生态生理重点实验室, 山东 济南 250100;

2. 山东师范大学 生命科学院, 山东 济南 250358; 3. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 山东 青岛 266590)

摘要: 氮素利用效率是影响作物产量建成的重要因素, 筛选氮高效花生种质资源对于氮高效花生品种选育和机理研究至关重要。利用无人机多光谱影像快速获取花生生物量、氮素累积量, 可为氮高效花生种质资源快速、精确鉴定带来新的契机。以 22 个大田种植的花生品种作为训练群体, 利用多光谱无人机采集花生苗期多光谱影像, 提取冠层反射率, 然后通过构建 11 个植被指数对训练群体花生的生物量和氮素累积量进行准确测定; 以与生物量、氮素累积量显著相关的植被指数为基础, 采用逐步回归、K-邻近等算法构建了花生苗期氮效率相关反演模型, 利用最优模型预测 97 个花生品种的生物量和氮素累积量, 并分析生物量、氮素累积量分别与花生产量的关系; 此外, 基于预测的苗期生物量、氮素累积量分别对 97 个花生品种进行氮高效初步评价。结果表明, 11 个植被指数均与生物量、氮素累积量显著相关。逐步回归模型估算生物量效果最好, 模型验证的决定系数、均方根误差分别为 0.63、2.76, 为生物量反演最优模型; 随机森林模型估算氮素累积量效果最好, 模型验证的决定系数、均方根误差分别为 0.82、0.06, 为氮素累积量反演最优模型。利用模型预测的花生生物量、氮素累积量, 将 97 个花生品种分为氮高效、氮中效、氮低效 3 类。基于预测的花生生物量, 筛选出 GN001、GN007 等 15 个氮高效品种; 基于预测的花生氮素累积量, 筛选出 GN018、GN037 等 18 个氮高效品种。

关键词: 花生; 无人机; 植被指数; 氮素累积量; 生物量; 产量

中图分类号: S565.202

文献标识码: A

文章编号: 1002-2481(2024)06-0037-10

Screening of Peanut Germplasm Resources with High NUE Based on UAV Multispectral Image

LIU Yirou^{1,2}, SONG Mingxuan³, ZHAO Xiaodong¹, LI Rongchong¹,
WAN Shubo¹, YANG Juntao³, BAI Bo¹, LI Guowei¹

(1. Institute of Crop Germplasm Resources/Shandong Provincial Key Laboratory of Crop Genetic Improvement and Ecophysiology, Shandong Academy of Agricultural Sciences, Ji'nan 250100, China; 2. College of Life Sciences, Shandong Normal University, Ji'nan 250358, China; 3. College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China)

Abstract: Nitrogen use efficiency (NUE) is an important factor affecting crop yield construction. Screening peanut germplasm with high NUE is very important for high NUE peanut breeding and mechanism research. Using multi-spectral images collected by unmanned aerial vehicle (UAV) to quickly obtain peanut biomass and nitrogen accumulation brings a new opportunity for rapid and accurate identification of peanut germplasm with high NUE. In this study, using 22 field-grown peanut varieties as the training population, the multispectral UAV was used to collect the multispectral images of peanut seedlings, extract the canopy reflectivity, and then the peanut biomass and nitrogen accumulation of the training population were accurately determined by constructing 11 vegetation indexes. Based on the vegetation index which was significantly associated with biomass and nitrogen accumulation, stepwise regression and K-nearest neighbor was used to construct a nitrogen efficiency related inversion model for peanut seedling stage. The optimal model was used to predict the biomass and nitrogen accumulation of 97 peanut varieties and analyze the relationship between biomass and nitrogen accumulation and peanut yield. Based on the predicted seedling biomass and nitrogen accumulation, the nitrogen efficiency was preliminarily evaluated in 97 peanut varieties. The results showed that the 11 vegetation indexes were significantly correlated with biomass and nitrogen accumulation. The stepwise

收稿日期: 2024-10-22

基金项目: 山东省重点研发计划(重大科技创新工程)(2021LZGC026, 2022LZGC021); 山东省重点研发计划(农业良种工程)(2022LZGCQY014)

作者简介: 刘依柔(2000-), 女, 山东滨州人, 在读硕士, 研究方向: 花生表型组学。

通信作者: 李国卫(1978-), 男, 山东烟台人, 研究员, 博士, 主要从事花生资源创新与利用研究工作。

白波(1984-), 男, 山东济南人, 副研究员, 博士, 主要从事花生资源创新与利用研究工作。

regression model had the best effect on biomass estimation, and the R-squared(R^2) and the root mean square error(RMSE) were 0.63 and 2.76 respectively, which was the best model of biomass inversion. The random forest model had the best effect on estimating nitrogen accumulation, and the R-squared and root mean square error were 0.82 and 0.06 respectively, which was the best model of nitrogen accumulation inversion. Using the peanut biomass and nitrogen accumulation predicted by the models, 97 peanut varieties were divided into three categories: high NUE, moderate NUE, and low NUE. Based on the predicted peanut biomass, 15 high NUE varieties including GN 001 and GN 007 were selected, and 18 high NUE varieties including GN 018 and GN 037 were selected based on the predicted peanut nitrogen accumulation.

Key words: peanut; UAV; vegetation index; nitrogen accumulation; biomass; yield

食用植物油安全是国家粮食安全的重要组成部分。近年来,我国植物油的消费需求与日俱增,但供给严重不足,油料作物重度依赖进口,自给率仅为 30%^[1]。花生作为我国重要的油料作物,年均种植面积约 467 万 hm^2 ^[2],为我国第三大产油作物。在我国主要产油作物中,花生单位面积产油量最高,约为大豆的 4 倍、油菜的 2 倍,提高花生产量对于缓解我国油料进口压力、保障我国食用油供给安全具有举足轻重的作用^[3-4]。施加氮肥可以提高花生产量、植株生物量以及氮素积累量^[5-6],是提高花生生产量的重要栽培手段。然而氮肥的过量施用会降低氮肥利用率,导致土壤退化和水污染等环境问题^[7],同时还能形成氮阻遏效应,抑制花生固氮特性的发挥。因此,针对花生等作物自身的特性,快速准确了解花生氮素营养状况,筛选氮高效种质,对提高氮肥利用率具有重要意义。

氮肥吸收利用是影响作物产量的主要限制因素之一^[8],培育高氮素利用效率品种是提高作物产量和推动农业可持续发展的迫切需求^[9]。植物根系从土壤中吸收无机氮化合物,并进一步转化为有机氮化合物供作物利用。在同一施氮水平下,作物生物量、产量和氮素积累量是衡量作物氮肥吸收效率的重要指标,但是利用常规研究手段获取上述表型具有很大局限性。其中,作物生物量和氮素积累量表型获取需要进行破坏性取样,氮素测定耗时费力,在针对大群体、高频次氮肥利用效率表型考察时,因样本量巨大,几乎无法完成。而花生产量只能在花生收获期获得,无法用此方法评价花生生长发育早期氮肥吸收效率。

表型组学手段通过集成自动化平台装备和信息化技术手段,高效精准地获取植物表型信息,可为监测农作物生长发育提供新的技术支持,也逐渐成为解决这一难题的有效手段。其中,无人机遥感技术已广泛应用于作物生长监测^[10]、产量估算^[11]、病虫害鉴定^[12]等作物栽培领域。通过搭载不同类型传感器,无人机表型平台可以实现田间作物影

像、光谱数据的全生育期高频次、低成本、自动化精确获取^[13-14]。基于植被光谱数据,通过分析植被指数来实现作物生理特征的估算是基于无人机表型平台研究的主流思路。LI 等^[15]选取绿色归一化植被指数(GNDVI)、抗大气指数(VARI)2 种植被指数分别构建冬小麦氮含量反演模型,并对模型精度进行评价。魏鹏飞等^[16]利用多光谱无人机平台计算了 11 个植被指数,构建了玉米叶片氮含量反演模型。康恺等^[17]利用多种植被指数,基于一元线性回归和逐步回归方法,分别构建了大豆多个生育期的叶片氮含量反演模型,并选出各生育期最优模型。王帝等^[18]选取水稻 10 种植被指数作为生物量反演模型参数,在植物营养生长期与生殖生长期进行分组建模和精度验证。王晗等^[19]基于 4 种机器学习模型对冬油菜全生长阶段、营养生长阶段、生殖生长阶段地上部生物量进行了反演,并证明在营养生长阶段各模型估算精度最高。

目前,虽然无人机遥感技术在监测生物量、氮含量方面已取得不少进展,但大部分集中于小麦、玉米、棉花、大豆等作物,对花生的报道较少,这主要是由于相对于禾本科作物,花生株型建成较为复杂,且地上开花地下结果,利用无人机遥感技术监测花生生物量难度较大。本研究以花生为研究对象,基于多光谱无人机探究花生苗期的光谱特征变化规律,同时比较逐步回归、K-邻近、随机森林和支持向量回归等机器学习方法预测花生地上部生物量和氮素积累量的精度差异,以期对其建立一种快速、准确的预测模型,为后续花生氮高效种质资源筛选评价提供技术支持。

1 材料和方法

1.1 试验材料

供试材料为 119 份花生种质资源,来自山东、河南、河北等省的栽培品种。其中,22 个为模型构建的训练材料,97 个为测试材料(图 1)。

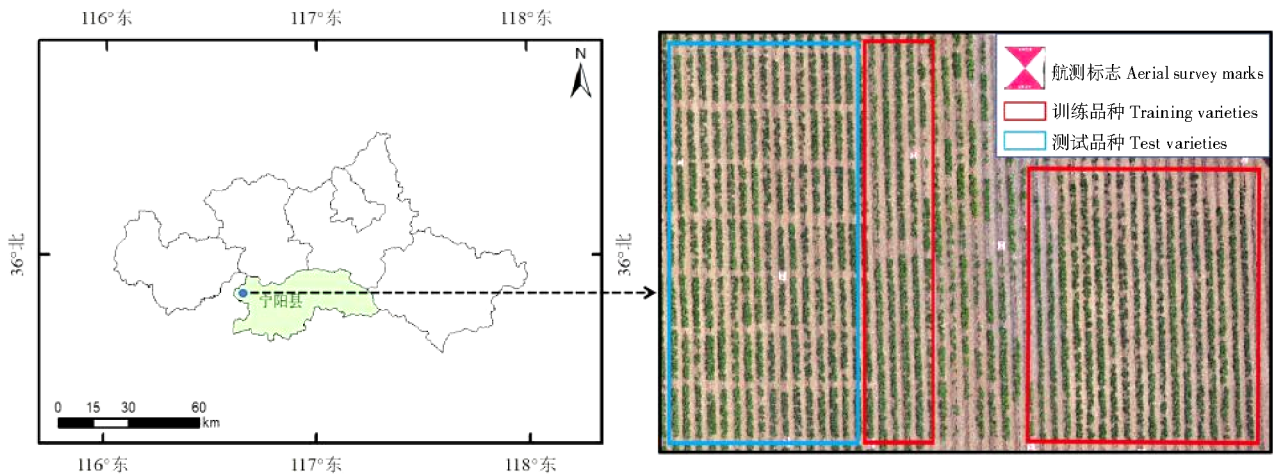


图1 试验区位置示意
Fig.1 A Schematic diagram of the test area location

1.2 试验地概况

试验地点位于山东省泰安市宁阳县,属暖温带湿润季节性气候区,一年四季分明,年均气温13.4℃,年平均降水量689.6 mm。试验材料于2023年5月13日种植,南北起垄,垄宽80 cm。每个训练材料种200株,株距15 cm;每个测试材料种20株,株距15 cm。9月23日收获,生育期为133 d。

1.3 试验设计

本研究利用大疆御3多光谱无人机获取花生苗期田间影像,经过图片处理后,从中提取植被指数,并结合地面获取的生物量、氮累积量实测数据进行相关性分析。选取与实测值显著相关的植被指数分别构建花生生物量、氮累积量反演模型。基于最优反演模型,预测测试区花生生物量、氮累积量,实现对花生的氮高效种质资源评价,技术路线如图2所示。

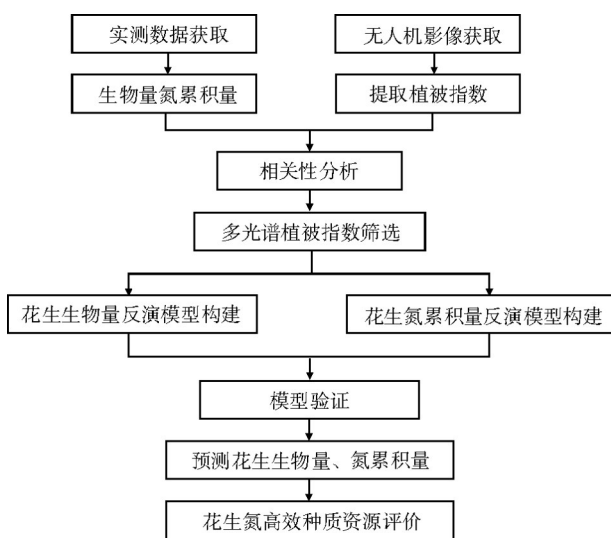


图2 技术路线
Fig.2 Technical road

1.4 试验方法

1.4.1 无人机数据获取 使用大疆御3多光谱无人机在播种后25 d获取花生苗期多光谱遥感数据。该平台集成了一个可见光相机和4个多光谱相机,4个多光谱相机分别用于近红外((860±26)nm)、红外((730±16)nm)、红((650±16)nm)、绿((560±16)nm)波段的多光谱成像。拍摄要求为光线较强的晴朗无云天气,拍摄时间为10:00—14:00。采用支持航路规划和飞行显示的大疆GS Pro平台,将侧边重叠设置为80%,离地高度设置为20 m。

1.4.2 地面数据获取 地面数据的采集与无人机数据获取同时进行。在每个小区选取长势均匀的区域并随机选取6棵植株,去除根部,置于烘箱105℃杀青30 min后,在85℃条件下烘干至恒质量。用电子天平测定干物质量,取其平均值并换算成单位面积生物量(g/m²)。将所有样本研磨成粉末后,采用凯氏定氮法测定花生地上部氮含量,结果取平均值,并计算单位面积地上部氮累积量。成熟期全部收获每个小区的材料,晒干后测定花生产量。

单位面积地上部氮累积量(g/m²)=单位面积地上部生物量×氮含量 (1)

1.4.3 植被指数选取 植被指数是选取2个或多个波长范围内的地物反射率组合运算,可降低条件背景对光谱数据的干扰,比单波段具有更好的灵敏性。本研究计算了已报道的11个与生物量、氮含量有关的植被指数,如表1所示。采用皮尔逊相关系数(Pearson correlation coefficient)来衡量生物量、氮累积量与植被指数之间的相关性。与生物量、氮累积量实测值显著相关的植被指数作为反演模型的输入变量。

表 1 多光谱植被指数计算公式
Tab.1 Multispectral vegetation indexes computational formula

植被指数 Vegetation index	计算公式 Computational formula	参考文献 Reference documentation
差值环境植被指数 Difference vegetation index(DVI)	$NIR - R$	[20]
增强植被指数 Enhanced vegetation index(EVI)	$2.5 \times \frac{NIR - R}{NIR + 6R - 7.5B + 1}$	[21]
绿色归一化植被指数 Green normalized difference vegetation index(GNDVI)	$\frac{NIR - G}{NIR + G}$	[22]
修改型土壤调整植被指数 Modified soil adjusted vegetation index(MSAVI)	$\frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	[23]
归一化差异红边植被指数 Normalized difference red edge index(NDRE)	$\frac{NIR - RE}{NIR + RE}$	[24]
归一化植被指数 Normalized difference vegetation index(NDVI)	$\frac{NIR - R}{NIR + R}$	[25]
归一化水指数 Normalized difference water index(NDWI)	$\frac{G - NIR}{G + NIR}$	[26]
植被近红外反射率 Near-infrared reflectance of vegetation(NIRv)	$NDVI \times \rho NIR$	[27]
优化土壤调节植被指数 Optimized soil-adjusted vegetation index(OSAVI)	$\frac{1.16 \times (NIR - R)}{NIR + R + 0.16}$	[28]
比值植被指数 Ratio vegetation index(RVI)	$\frac{NIR}{R}$	[29]
调整土壤亮度植被指数 Soil adjusted vegetation index(SAVI)	$\frac{NIR - R}{NIR + R + L} (1 + L)$	[30]

注: B、G、R、RE 和 NIR 分别代表蓝、绿、红、红外和近红外 5 个波段的反射率; L 为土壤调节系数。

Note: B, G, R, RE, and NIR represented the reflectance of five bands: blue, green, red, red edge, and near-infrared, respectively; L was the soil regulation coefficient.

1.4.4 反演模型选取 逐步回归(Stepwise regression, SR)是通过逐步将自变量输入模型,并将具有统计学意义的模型纳入在回归模型中,同时移出不具有统计学意义的变量,最终得到一个自动拟合的回归模型^[31]。K-邻近(K-nearest neighbor, KNN)回归是一种基于距离度量的非参数回归算法,由 KNN 分类改进而来,用于回归分析。其原理是通过计算测试样本与训练集中每个数据点的距离,然后选择距离最近的 K 个数据点的均值作为预测结果^[32]。随机森林(Random forest, RF)模型是一种基于集成学习思想的方法,是由多个回归树组成的模型。每个回归树都是基于随机抽样的训练样本和解释变量生成的,在预测时,所有回归树的预测结果被汇总,最终的回归预测值是所有回归树预测值的平均值^[33]。支持向量回归(Support vector regression, SVR)是在 SVM 分类模型的框架下发展起来的一种被广泛使用的机器学习方法。它通过在高维空间中找到一个超平面来预测连续变量的值,只有平面外的数据才计入损失函数,使得所有数据点与该超平面的总偏差最小^[34]。

1.4.5 模型构建及验证 本研究通过分析植被指

数与生物量、氮累积量的相关性,选取显著相关的植被指数参与模型构建。在估算模型中随机选取 70% 的样本作为测试集,30% 的样本作为验证集。

为了评估各模型的精度,本研究采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)对生物量和氮累积量的反演模型进行评价。当 R^2 越接近于 1, RMSE 值越小,表示模型的拟合效果越好,精度越高,后续将选择最优估算模型对试验小区进行反演。

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 (y_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{n}} \quad (3)$$

式中, x_i, y_i 分别为实测值和预测值; \bar{x}, \bar{y} 分别为实测值均值和预测值均值; n 为估算模型或验证模型的样本个数。

1.5 数据分析

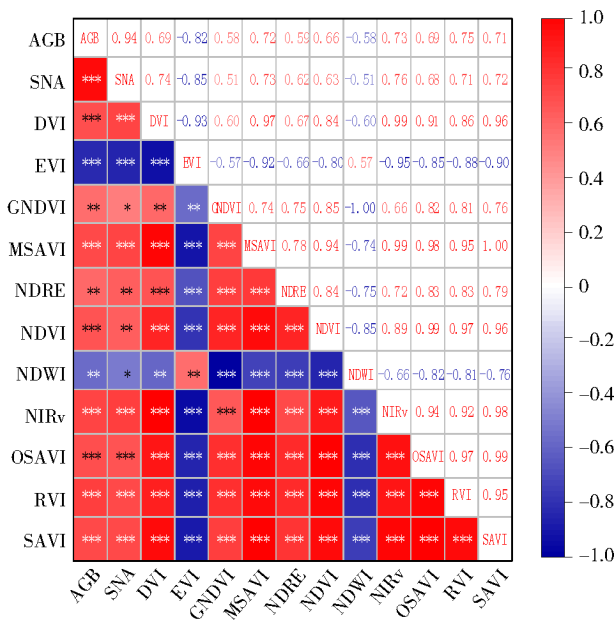
利用 Python 软件提取计算植被指数,采用 SPSS 软件对植被指数与生物量、氮累积量进行皮

尔逊相关性分析以及测试区品种的聚类分析,采用R语言(v 4.4.1)的‘caret’包构建4种机器学习模型,使用Origin软件制图。

2 结果与分析

2.1 植被指数与花生生物量、氮累积量的相关性分析

基于无人机获取的22个训练材料的光谱数据,计算获得多光谱植被指数,并利用这些植被指数与花生地上部生物量、氮累积量进行皮尔逊相关性分析。结果表明(图3),所有植被指数均与地上部生物量均呈显著相关($P<0.05$)。11个植被指数中,GNDVI、NDWI、NDRE均与生物量呈显著相关($P<0.05$),剩余8个植被指数均与生物量呈极显著相关($P<0.001$)。植被指数与生物量的相关系数绝对值范围为0.58~0.82,其中,EVI与生物量呈负相关且相关性最高,GNDVI、NDWI与生物量的相关性最低。



AGB、SNA 分别为生物量、氮累积量; *、**和***分别表示在 $P<0.05$ 、 $P<0.01$ 和 $P<0.001$ 水平上显著或极显著相关

AGB and SNA were the biomass and nitrogen accumulation, respectively; *, **, and *** indicated the significant correlation at the $P<0.05$, $P<0.01$, and $P<0.001$ levels, respectively

图3 植被指数与花生生物量、氮累积量的相关性分析
Fig.3 Correlation analysis of vegetation index and peanut biomass and nitrogen accumulation

植被指数与氮累积量的相关性绝对值范围在0.51~0.85。其中,EVI与氮累积量的相关系数绝对值最大,NDWI、GNDVI与氮累积量的相关系数绝对值最小。除EVI、NDWI外,其余植被指数与氮累积量均呈正相关关系。所有植被指数均与氮

累积量呈显著相关($P<0.05$),其中,DVI、EVI、MSAVI、NIRv、OSAVI、RVI、SAVI等7个植被指数均与氮累积量呈极显著相关($P<0.001$)。

综上所述,DVI、EVI、GNDVI、MSAVI、NDRE、NDVI、NDWI、NIRv、OSAVI、RVI、SAVI与花生地上部生物量、氮累积量相关性较强,均可作为生物量、氮累积量预测模型的输入变量。

2.2 花生地上部生物量、氮累积量估算模型的构建及验证

基于22个建模训练群体样本,利用显著相关的植被指数作为模型输入变量,采用逐步回归、K-邻近、随机森林、支持向量回归等4种方法分别构建花生地上部生物量、氮累积量反演模型(表2、3),并绘制基于最优反演模型的实测值与预测值线性拟合图(图4)。

表2 花生生物量预测模型
Tab.2 Peanut biomass prediction model

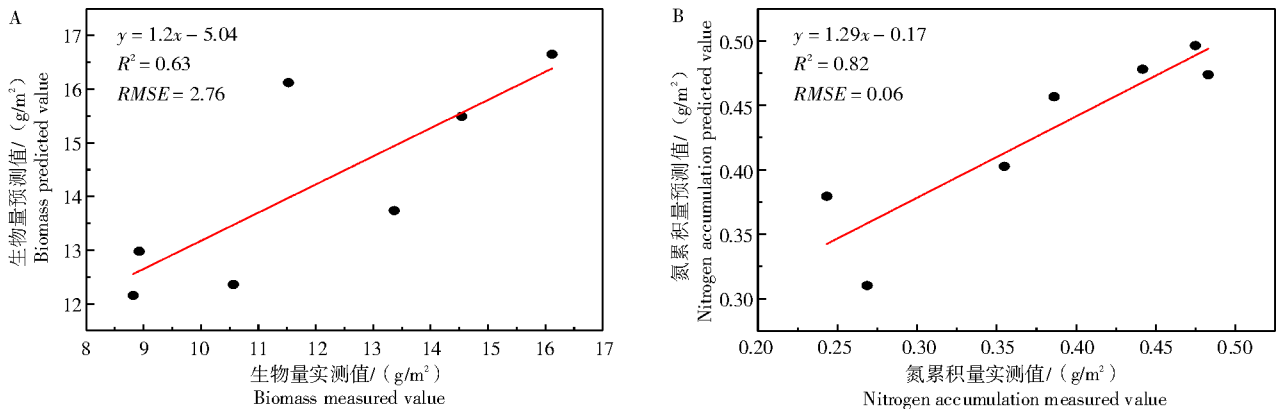
模型	Model	R^2	RMSE
SR	SR	0.63	2.76
K-NN	K-NN	0.33	2.16
RF	RF	0.63	3.32
SVR	SVR	0.17	3.49

表3 花生氮累积量预测模型
Tab.3 Peanut nitrogen accumulation prediction model

模型	Model	R^2	RMSE
SR	SR	0.23	0.12
K-NN	K-NN	0.81	0.05
RF	RF	0.82	0.06
SVR	SVR	0.21	0.17

在生物量反演模型中,逐步回归(SR)与随机森林(RF)模型的决定系数相近,但逐步回归(SR)模型的均方根误差小于随机森林(RF)模型,说明逐步回归模型比随机森林模型稳定。支持向量回归(SVR)模型精度最低,测试集 R^2 仅为0.17, RMSE为3.49,不适用于反演生物量。4种氮累积量反演模型中,随机森林(RF)模型的精度最高, R^2 为0.82, RMSE为0.06;其次是K-邻近(K-NN)模型, R^2 为0.81, RMSE为0.05。逐步回归、支持向量回归模型精度均较低,不适用于反演氮素累积量。

综上所述,本研究选择逐步回归法作为花生生物量预测模型,随机森林法作为花生氮累积量预测模型。



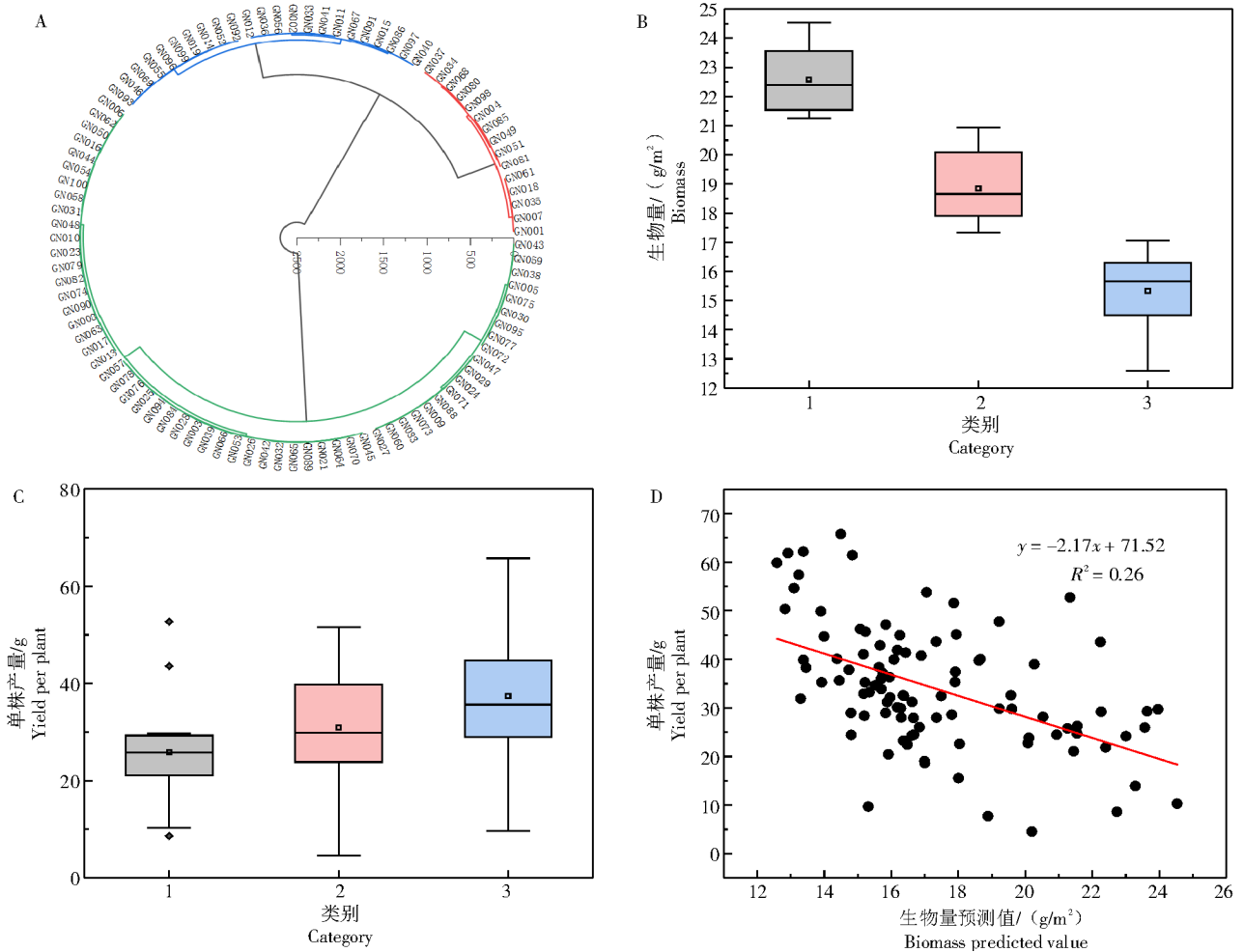
A. 基于逐步回归方法的花生生物量实测值与预测值的线性拟合; B. 基于随机森林方法的花生氮累积量实测值与预测值的线性拟合
 A. Linear fit of the measured and predicted values of peanut biomass based on the stepwise regression method; B. Linear fit of the measured and predicted values of peanut nitrogen accumulation based on the random forest method

图 4 基于最优反演模型的实测值与预测值线性拟合
 Fig.4 Linear fit of the measured and predicted values based on the optimal inversion model

2.3 基于花生生物量预测值的氮高效评价

利用前期训练好的逐步回归模型反演 97 个花

生品种的苗期地上部生物量,通过系统聚类分析将 97 个花生品种分为 3 类(图 5)。



A. 基于花生生物量预测值的聚类分析,红、蓝、绿分别为氮高效、氮中效、氮低效; B. 不同类别花生品种在生物量预测值上的差异; C. 不同类别花生品种在单株产量上的差异; D. 生物量预测值与单株产量的线性拟合
 A. Cluster analysis based on the predicted value of peanut biomass, red, blue and green represented high NUE, moderate NUE and low NUE, respectively; B. Difference in the predicted value of peanut biomass of different peanut varieties; C. Difference in the single plant yield of different peanut varieties; D. Linear fit of the predicted value of biomass and the single plant yield

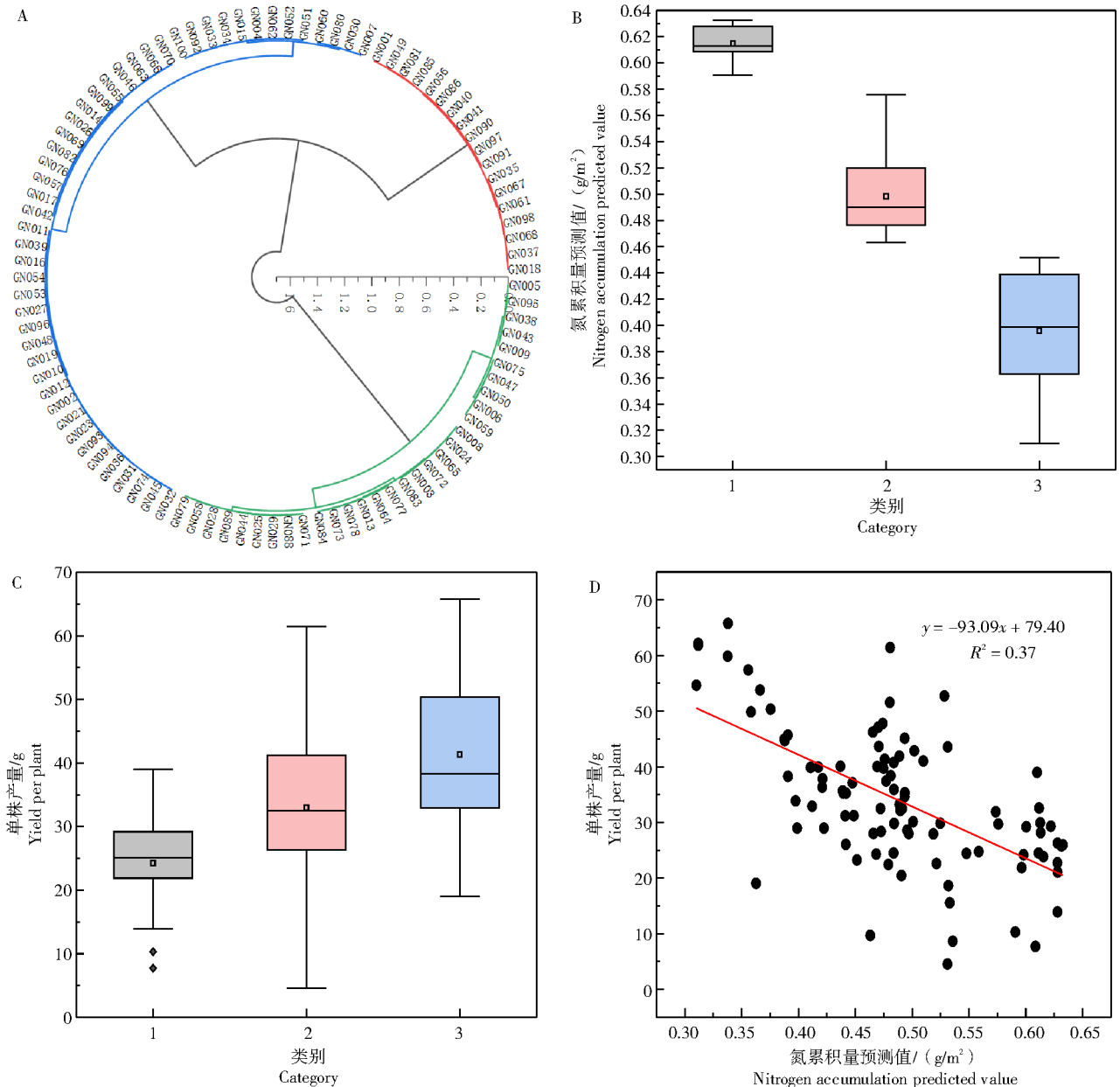
图 5 基于花生生物量预测值的氮高效评价
 Fig.5 Evaluation of nitrogen efficiency based on the predicted value of peanut biomass

从图 5 可以看出,第 1 类含 GN001、GN007 等 15 个品种,其生物量预测值最高,均大于 21 g/m^2 ;第 2 类含 GN040、GN097 等 23 个品种,其生物量预测值低于第 1 类,范围为 $17.3\sim 21.0 \text{ g/m}^2$;第 3 类含 GN006、GN062 等 59 个品种,其生物量预测值最小,范围为 $12.5\sim 17.0 \text{ g/m}^2$ 。按照生物量预测值从高到低将 3 类分别命名为氮高效、氮中效、氮低效。比较不同类别花生在单株产量上的差异,氮高效单株产量主要集中于 $20\sim 30 \text{ g}$,分布范围较小;氮中效

单株产量主要集中于 $25\sim 40 \text{ g}$;氮低效单株产量主要集中于 $30\sim 45 \text{ g}$,分布范围比较大。对生物量预测值与单株产量进行线性拟合,二者呈负相关且相关性较小, R^2 为 0.26。

2.4 基于花生地上部氮累积量预测值的氮高效评价

利用前期训练好的随机森林模型反演 97 个花生品种的苗期地上部氮累积量,通过系统聚类分析将 97 个花生品种分为 3 类(图 6)。



A. 基于花生氮累积量预测值的聚类分析,红、蓝、绿分别为氮高效、氮中效、氮低效;B. 不同类别花生品种在氮累积量预测值上的差异;C. 不同类别花生品种在单株产量上的差异;D. 氮累积量预测值与单株产量的线性拟合

A. Cluster analysis based on the predicted value of peanut nitrogen accumulation, red, blue and green represented high NUE, moderate NUE and low NUE, respectively; B. Difference in the predicted value of nitrogen accumulation of different peanut varieties; C. Difference in the single plant yield of different peanut varieties; D. Linear fit of the predicted value of nitrogen accumulation and the single plant yield

图 6 基于花生地上部氮累积量预测值的种质资源评价

Fig.6 Evaluation of germplasm resources based on the predicted value of aboveground nitrogen accumulation in peanut

从图 6 可以看出,第 1 类含 GN018、GN037 等 18 个品种,其氮累积量预测值最高;第 2 类含 GN007、GN030 等 48 个品种,其氮累积量预测值低于第 1 类;第 3 类含 GN079、GN058 等 31 个品种,其氮累积量预测值最小。按照氮累积量预测值从高到低将这 3 类别分别命名为氮高效、氮中效、氮低效。比较不同类别花生在单株产量上的差异,氮高效单株产量数值较小,主要集中于 22~30 g,分布范围较小;氮中效单株产量主要集中于 25~40 g,与氮高效组相比较;氮低效单株产量主要集中于 30~50 g,分布范围相对较大。将氮累积量预测值与单株产量进行线性拟合,二者呈负相关, R^2 为 0.37。

3 讨论

3.1 基于植被指数的花生生物量、氮累积量反演模型构建及验证

近年来,随着数理统计软件的飞速发展,机器学习技术在获取田间作物生长信息方面得到广泛应用。FARID 等^[34]通过拟合线性回归模型评估植被指数与玉米生物量的相关性,结果表明,利用叶绿素指数 MTCI 参与估计玉米生物量的准确性最高, R^2 和 RMSE 值分别为 0.92 和 8.27。韩康等^[35]对 22 种光谱指数与马铃薯叶片氮累积量(LNA)进行了相关性分析,并利用线性与非线性回归分析建立了马铃薯苗期叶片氮累积量监测模型,模型的 R^2 为 0.91。由于不同机器学习算法原理不同,研究对象生长信息也有区别,从而导致得到的结果存在差异。本研究选取与生物量、氮累积量显著相关的植被指数作为模型输入量,利用 4 种机器学习方法分别构建生物量、氮累积量反演模型,并用 R^2 、RMSE 对其进行验证,在生物量反演模型中,逐步回归模型精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.63、2.76;在氮累积量反演模型中,随机森林模型精度最高, R^2 和 RMSE 分别为 0.82、0.06。结果表明,利用花生多光谱植被指数可以高精度反演花生生物量、氮素累积量,并用于花生苗期氮高效品种的筛选。

3.2 基于花生生物量、氮累积量预测值的氮高效评价

作物的产量是评价不同种质资源的氮效率最具说服力的指标,但产量评价必须在成熟收获时期进行,因此,苗期筛选所选用的指标一般为生物量、氮累积量等^[36]。本研究基于无人机光谱数据,利用逐步回归、随机森林模型分别对测试区花生品种进

行苗期生物量、氮累积量进行预测,依据生物量、氮累积量分别将花生分为氮高效、氮中效、氮低效 3 类。其中,氮高效花生的生物量、氮累积量均高于另外 2 类,氮低效组的生物量、氮累积量在 3 类之中最小。然而氮高效品种的产量整体偏小,氮低效品种的单株产量整体偏高,表明花生产量与苗期生物量、氮素累积量整体呈负相关。这可能是由于花生生殖生长过程较为特殊,其花器官发育及授粉过程主要在地上部完成,但是授粉后子房柄向下伸长形成果针,果针携带子房入土以后前端膨大,胚珠逐渐发育为成熟荚果,整个发育过程需要 70~80 d。而氮高效花生品种营养生长旺盛,有可能产生较多的花器官,然而由于复杂的下针过程导致高位花序产生的果针无法顺利入土,而且即便是能够入土,也无法像早期的低位花序那样有充足的时间发育成饱满的花生,反而浪费了大量的营养,使得花生产量与苗期生物量、氮素累积量呈现出一定的负相关。有研究表明,花生苗期阶段的干物质积累主要用于营养器官生长,盛花期后干物质积累主要用于荚果形成,从而影响产量^[37-38]。因此,本研究基于生物量、氮累积量对苗期不同花生品种进行的氮效率评价可作为初步筛选指标,用以评价营养生长时期的氮肥利用效率。而营养生长期植被指数以及反演的生物量、氮累积量等数据无法反映花生生殖生长产生的产量,后续需要经过产量指标验证,以期全面评价不同花生品种不同生长发育时期的氮肥利用效率。

4 结论

本研究利用多光谱无人机获取的光谱数据,生成多光谱植被指数,并进一步构建生物量、氮累积量反演模型,基于反演出的生物量等数据,将花生品种分为氮高效、氮中效、氮低效 3 类,通过与最终花生产量对比,发现花生产量与苗期生物量、氮素累积量整体呈负相关。本研究结果可为花生氮高效品种的快速准确鉴定提供理论依据和技术支撑,为进一步提升花生氮效率提供理论基础。

参考文献:

- [1] 李荣德,何平,罗莉霞,等. “稻-稻-油”生产模式下短生育期冬油菜品种选育与推广现状分析[J]. 中国农业科学, 2024, 57(5): 846-854.
- LI R D, HE P, LUO L X, et al. Current situation of breeding and popularization of short-growth-period winter rapeseed variety

- ies for rice-rice-rapeseed mode[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2024, 57(5):846-854.
- [2] 廖伯寿. 我国花生生产发展现状与潜力分析[J]. *中国油料作物学报*, 2020, 42(2):161-166.
LIAO B S. A review on progress and prospects of peanut industry in China[J]. *Chinese Journal of Oil Crop Sciences*, 2020, 42(2):161-166.
- [3] 张佳蕾, 王建国, 李元高, 等. 花生高产攻关实收单产 12982 kg/hm² 技术分析[J]. *中国油料作物学报*, 2024, 46(3):443-449.
ZHANG J L, WANG J G, LI Y G, et al. Technical analysis of peanut high-yield development tackling with 12982 kg/hm²[J]. *Chinese Journal of Oil Crop Sciences*, 2024, 46(3):443-449.
- [4] 郭佩, 熊焕焯, 张萍, 等. 氮肥和根瘤菌剂互作对花生氮素吸收、氮代谢及产量的影响[J]. *中国油料作物学报*, 2024, 46(3):644-656.
GUO P, XIONG H Y, ZHANG P, et al. Interactive effect of nitrogen fertilizer and *Rhizobium* agent on N uptake, N metabolism and peanut yield[J]. *Chinese Journal of Oil Crop Sciences*, 2024, 46(3):644-656.
- [5] 万书波. 中国花生栽培学[M]. 上海:上海科学技术出版社, 2003:252-253.
WAN S B. Peanut cultivation in China[M]. Shanghai: Shanghai Scientific & Technical Publishers, 2003:252-253.
- [6] 王建国, 唐朝辉, 张佳蕾, 等. 播期与施氮量对花生干物质、产量及氮素吸收利用的影响[J]. *植物营养与肥料学报*, 2022, 28(3):507-520.
WANG J G, TANG Z H, ZHANG J L, et al. Effects of sowing date and nitrogen application rate on dry matter accumulation, yield, N uptake and utilization by peanut[J]. *Journal of Plant Nutrition and Fertilizers*, 2022, 28(3):507-520.
- [7] LI G H, GUO X, SUN W, et al. Nitrogen application in pod zone improves yield and quality of two peanut cultivars by modulating nitrogen accumulation and metabolism[J]. *BMC Plant Biology*, 2024, 24(1):48.
- [8] 颜玉莲, 李建强, 徐青山, 等. 氮调控植物对不同养分吸收利用的生理和分子机制[J]. *植物生理学报*, 2024, 60(6):919-927.
YAN Y L, LI J Q, XU Q S, et al. Physiological and molecular mechanisms of nitrogen regulation on plant absorption and utilization of different nutrients[J]. *Plant Physiology Journal*, 2024, 60(6):919-927.
- [9] 宋志文, 赵蕾, 毕俊国, 等. 滴灌条件下施氮量对不同氮效率水稻品种物质积累及养分吸收的影响[J]. *作物学报*, 2024, 50(8):2025-2038.
SONG Z W, ZHAO L, BI J G, et al. Effects of nitrogen fertilization levels on matter accumulation and nutrient uptake in rice cultivar with different nitrogen efficiency under drip irrigation[J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2024, 50(8):2025-2038.
- [10] JAY S, MAUPAS F, BENDOULA R, et al. Retrieving LAI, chlorophyll and nitrogen contents in sugar beet crops from multi-angular optical remote sensing: comparison of vegetation indices and PROSAIL inversion for field phenotyping[J]. *Field Crops Research*, 2017, 210:33-46.
- [11] JOHANSEN K, MORTON M J L, MALBETEAU Y, et al. Predicting biomass and yield in a tomato phenotyping experiment using UAV imagery and random forest[J]. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 2020, 3:28.
- [12] BOUGUETTAYA A, ZARZOUR H, KECHIDA A, et al. A survey on deep learning-based identification of plant and crop diseases from UAV-based aerial images[J]. *Cluster Computing*, 2023, 26(2):1297-1317.
- [13] LI L, ZHANG Q, HUANG D F. A review of imaging techniques for plant phenotyping[J]. *Sensors*, 2014, 14(11):20078-20111.
- [14] JIN X L, LIU S Y, BARET F, et al. Estimates of plant density of wheat crops at emergence from very low altitude UAV imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 198:105-114.
- [15] LI H J, ZHANG Y M, LEI Y P, et al. Evaluating different non-destructive estimation methods for winter wheat (*Triticum aestivum* L.) nitrogen status based on canopy spectrum[J]. *Remote Sensing*, 2019, 12(1):95.
- [16] 魏鹏飞, 徐新刚, 李中元, 等. 基于无人机多光谱影像的夏玉米叶片氮含量遥感估测[J]. *农业工程学报*, 2019, 35(8):126-133, 335.
WEI P F, XU X G, LI Z Y, et al. Remote sensing estimation of nitrogen content in summer maize leaves based on multispectral images of UAV[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(8):126-133, 335.
- [17] 康恺, 张伟, 贺燕, 等. 大豆冠层叶片氮含量检测研究: 基于无人机多光谱图像[J]. *农机化研究*, 2024, 46(2):151-156.
KANG K, ZHANG W, HE Y, et al. Study on nitrogen content detection of soybean canopy-based on multispectral image of UAV[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2024, 46(2):151-156.
- [18] 王帝, 孙榕, 苏勇, 等. 基于无人机多光谱影像的水稻生物量估测[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(17):161-170.
WANG D, SUN R, SU Y, et al. Rice biomass estimation based on multispectral imagery from unmanned aerial vehicles [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(17):161-170.
- [19] 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 H, XIANG Y Z, LI W Y, 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.
- [20] TUCKER C J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1979, 8(2):127-150.
- [21] ALLBED A, KUMAR L, ALDAKHEEL Y Y. Assessing soil salinity using soil salinity and vegetation indices derived from IKONOS high-spatial resolution imageries: applications in a date palm dominated region[J]. *Geoderma*, 2014, 230:1-8.
- [22] DAUGHTRY C S T, GALLO K P, GOWARD S N, et al. Spectral estimates of absorbed radiation and phytomass production in corn and soybean canopies[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1992, 39(2):141-152.
- [23] QI J, CHEHBOUNI A, HUETE A R, et al. A modified soil adjusted vegetation index[J]. *Remote Sensing of Environment*,

- 1994,48(2):119-126.
- [24] BARNES E, CLARKE T, RICHARDS S E, et al. Coincident detection of crop water stress, nitrogen status and canopy density using ground-based multispectral data[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Precision Agriculture. Minnesota:ASA-CSSA-SSSA,2000:1-15.
- [25] ROUSE J, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS[C]//Third ERTS Symposium. Washington:NASA,1974:309-317.
- [26] MCFEETERS S K. The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7):1425-1432.
- [27] BI W J, HOU J Y, ZHOU Y L. Study on the relationship between near-infrared reflectance of vegetation and gross primary productivity of ecosystem at different time scales[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2023, 38(2):465-478.
- [28] RONDEAUX G, STEVEN M, BARET F. Optimization of soil-adjusted vegetation indices[J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 55(2):95-107.
- [29] PEARSON R, MILLER L D. Remote mapping of standing crop biomass for estimation of the productivity of the short-grass prairie[J]. Remote Sensing of Environment, 1972, 2:1357-1381.
- [30] HUETE A R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI) [J]. Remote Sensing of Environment, 1988, 25(3):295-309.
- [31] 运彬媛, 谢铁娜, 李虹, 等. 融合无人机光谱与纹理信息的玉米氮素营养估测[J]. 中国农业科学, 2024, 57(16):3154-3170. YUN B Y, XIE T N, LI H, et al. Nitrogen nutrition estimation of maize based on UAV spectrum and texture information[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2024, 57(16):3154-3170.
- [32] COVER T, HART P. Nearest neighbor pattern classification [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1):21-27.
- [33] SCHONLAU M, ZOU R Y. The random forest algorithm for statistical learning[J]. The Stata Journal: Promoting Communications on Statistics and Stata, 2020, 20(1):3-29.
- [34] FEIZOLAHPOUR F, BESHARAT S, FEIZIZADEH B, et al. An integrative data-driven approach for monitoring corn biomass under irrigation water and nitrogen levels based on UAV-based imagery[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2023, 195(9):1081.
- [35] 韩康, 于静, 石晓华, 等. 不同光谱指数反演马铃薯叶片氮累积量的研究[J]. 作物学报, 2020, 46(12):1979-1990. HAN K, YU J, SHI X H, et al. Inversion of nitrogen accumulation in potato leaf with different spectral indices[J]. Acta Agronomica Sinica, 2020, 46(12):1979-1990.
- [36] 钟思荣, 龚丝雨, 张世川, 等. 作物不同基因型耐低氮性和氮效率研究进展[J]. 核农学报, 2018, 32(8):1656-1663. ZHONG S R, GONG S Y, ZHANG S C, et al. Research progress on low nitrogen tolerance and nitrogen efficiency in crop plants[J]. Journal of Nuclear Agricultural Sciences, 2018, 32(8):1656-1663.
- [37] 褚宏越. 花生产量形成期适宜滴灌量及其生长特性和产量效应研究[D]. 泰安:山东农业大学, 2017. CHU H Y. Study on suitable drip irrigation quantity and its growth characteristics and yield effect of peanut yield[D]. Taian:Shandong Agricultural University, 2017.
- [38] 杜红, 闫凌云, 路红卫, 等. 高产花生品种干物质生产对产量的影响[J]. 中国农学通报, 2005, 21(8):104-106. DU H, YAN L Y, LU H W, et al. The production of high yield peanut cultivar dry materials influence on the yield[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2005, 21(8):104-106.