

郭新惠, 乔星星, 赵钰, 等. 不同施氮水平下冬小麦叶片氮含量的高光谱遥感监测[J]. 山西农业科学, 2025, 53(5):92-100.
GUO X H, QIAO X X, ZHAO Y, et al. Hyperspectral remote sensing monitoring of leaf nitrogen content in winter wheat under different nitrogen application levels[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2025, 53(5):92-100.

doi:10.26942/j.cnki.issn.1002-2481.2025.05.11

不同施氮水平下冬小麦叶片氮含量的高光谱遥感监测

郭新惠, 乔星星, 赵钰, 王超, 冯美臣, 肖璐洁, 宋晓彦, 张美俊, 杨武德, 李广信

(山西农业大学农学院, 山西 晋中 030801)

摘要:为探讨不同施氮水平下冬小麦叶片氮含量的高光谱响应机制, 进而实现冬小麦叶片氮含量的高光谱遥感监测, 以 65 份冬小麦品种为研究对象, 设置 0(N1)、100(N2)、200(N3) kg/hm² 等 3 个氮肥梯度, 采用连续投影算法(SPA)筛选特征波段, 结合随机森林(RF)和 BP 神经网络(BPNN)构建基于无人机高光谱的冬小麦叶片氮含量监测模型。结果表明, 冬小麦叶片氮含量在不同施氮处理间差异显著, 同一生育时期下的冬小麦叶片氮含量随着施氮水平的增加呈现逐渐增加的趋势; 冬小麦高光谱反射率在近红外光谱区域(780~1 021 nm)对施氮水平的变化更为敏感, 随着生育时期的推进, 冬小麦高光谱反射率呈现下降趋势。通过构建不同施氮水平下的冬小麦叶片氮含量监测模型发现, N2 处理下的 SPA+BPNN 模型表现最佳, 校正集的决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)、相对分析误差(RPD)分别为 0.807、3.173 mg/g、2.279%, 验证集的 R^2 、RMSE 和 RPD 分别为 0.802、3.201 mg/g 和 2.246%。

关键词:冬小麦; 施氮水平; 叶片氮含量; 高光谱反射率; 特征波段; 随机森林; BP 神经网络

中图分类号: S512.1⁺1 文献标识码: A 文章编号: 1002-2481(2025)05-0092-09

Hyperspectral Remote Sensing Monitoring of Leaf Nitrogen Content in Winter Wheat under Different Nitrogen Application Levels

GUO Xinhui, QIAO Xingxing, ZHAO Yu, WANG Chao, FENG Meichen, XIAO Lujie,
SONG Xiaoyan, ZHANG Meijun, YANG Wude, LI Guangxin

(College of Agriculture, Shanxi Agricultural University, Jinzhong 030801, China)

Abstract: To investigate the hyperspectral response mechanism of leaf nitrogen content in winter wheat under different nitrogen application levels and to achieve hyperspectral remote sensing monitoring of winter wheat leaf nitrogen content, in this study, 65 winter wheat varieties were selected as the study objects. Three nitrogen fertiliser gradients were set: 0(N1), 100 (N2), and 200(N3) kg/ha. The sequential projection algorithm(SPA) was used to screen characteristic bands, and a random forest(RF) and BP neural network(BPNN) were combined to construct a drone-based hyperspectral monitoring model for winter wheat leaf nitrogen content. The results showed that there were significant differences in leaf nitrogen content among different nitrogen application treatments. The nitrogen content in winter wheat leaves increased gradually with increasing nitrogen application levels during the same growth stage. The spectral reflectance of winter wheat was more sensitive to changes in nitrogen application levels in the near-infrared spectral region(780-1 021 nm). As the growing season progresses, the hyperspectral reflectance of winter wheat showed a downward trend. By constructing monitoring models for winter wheat leaf nitrogen content under different nitrogen application levels, it was found that the SPA+BPNN model performed best under the N2 treatment, with a coefficient of determination(R^2), root mean square error(RMSE), and relative prediction error(RPD) of 0.807, 3.173 mg/g, and 2.279%, respectively, for the calibration set, and R^2 , RMSE, and RPD of 0.802, 3.201 mg/g, and 2.246%, respectively, for the validation set.

收稿日期: 2025-01-21

基金项目: 山西省研究生实践创新项目(2023SJ119); 山西省现代农业产业技术体系建设专项资金(2024CYJSTX02-23); 山西省应用基础研究计划(202303021212090, 202203021211275); 国家自然科学基金(31871571)

作者简介: 郭新惠, 在读硕士, 研究方向: 作物生态与信息技术, E-mail: gxh6224@163.com

通信作者: 李广信, 研究员, 博士, 主要从事作物生态与信息技术研究, E-mail: nkylgx@163.com

Keywords: winter wheat; nitrogen application level; leaf nitrogen content; hyperspectral reflectance; characteristic band; random forest; BP neural network

冬小麦是全球重要的粮食作物之一,其对氮元素的吸收直接影响作物的生长、产量和品质^[1]。氮肥过多或不足都会对作物产生不良影响,表现为作物晚熟、环境污染、叶绿素含量下降、产量减少等问题。在冬小麦的生长过程中,叶片氮含量随着施氮量的增减和生长时期的推进呈现出明显的变化趋势。灌浆期,冬小麦的养分吸收主要集中在籽粒上,籽粒膨大过程中需要消耗大量氮素。在此期间,大量氮素被再分配到籽粒中,植物叶片和茎秆部分的氮含量会相对降低^[2-3]。因此,通过动态监测冬小麦叶片氮含量对评估小麦生长状态进而实现合理施用氮肥有着重要意义。然而,传统的氮含量检测方法操作步骤繁琐、效率低、成本高,在现代农业的发展中难以推广应用。随着无人机和高光谱遥感技术的发展,利用无人机高光谱遥感技术评估作物氮含量成为了一种无损、高效、低耗的替代方案^[4]。无人机高光谱成像技术可以在大范围内实时获取大量的作物光谱反射率数据,包括从可见光到近红外波段的连续光谱^[5]。光谱数据通常包含多个波段,每个波段代表不同的光谱信息,波段范围的不同会显著影响模型的性能和结果^[6]。高光谱全波段数据可能存在波段冗余,不同波段之间存在高度相关性,使用冗余的波段会增加计算负担,导致模型过拟合或学习无关的特征。通过特征波段提取筛选与关键指标相关性较高的波段,可以减少不必要的复杂性,从而提高模型的准确性和泛化能力^[7]。无人机高光谱技术结合特征波段选择方法,可以提取作物在氮素含量、健康状况、光合作用效率等方面的敏感波段反射率,能够精准反映作物生长过程中的生理变化。这些技术不仅可以帮助提高农业生产效益,减少环境污染,也为精确农业的可持续发展提供了有力支持。

近年来,利用光谱遥感技术监测作物氮素含量方面的研究已经取得了丰富成果。已有研究表明,无人机高光谱遥感技术在监测大范围的作物氮素含量上具有明显优势^[8-10]。一些研究采用偏最小二乘回归(PLSR)、支持向量机(SVM)、随机森林(RF)、BP神经网络(BPNN)等方法构建了基于无人机高光谱遥感数据的氮含量评估模型。利用

这些模型对小麦、水稻、玉米等作物的氮含量进行评估后,取得了良好的效果^[11-16]。ZHANG等^[14]采用连续投影算法(SPA)对光谱数据进行初始压缩,筛选出对氮含量贡献较大的波段进行建模,有效降低了模型的复杂度,并提高了氮含量评估的精确度。张黎黎等^[15]通过筛选与水稻叶片氮含量相关性较强的植被指数,结合BP神经网络模型构建了监测水稻氮素状况模型,验证集的 R^2 达到了0.669,该模型能够有效地估测水稻氮素变化。杨福芹等^[16]利用高光谱遥感数据分析了冬小麦各生育期的氮素营养状况,结果发现,利用无人机高光谱对作物生长状况和氮素营养动态进行监测,具有较高可靠性。上述研究表明,无人机高光谱遥感技术不仅在提高作物氮素估算的准确性方面具有潜力,而且在作物生长和氮素营养监测的动态性、时效性及可靠性上也展现出较大优势。然而,大多数研究局限于单一品种冬小麦或少量的冬小麦品种,且在同一生育期,不同氮肥处理下的冬小麦光谱特征存在明显差异^[17]。因此,研究适用于不同氮肥处理下、具有较强稳定性和泛化能力的冬小麦叶片氮含量高光谱遥感监测模型具有重要意义。

本研究以65种不同基因型的冬小麦品种为研究对象,探讨不同氮肥水平下冬小麦叶片氮含量的无人机高光谱响应特性,进而研究不同氮肥水平处理对选择冬小麦叶片氮含量监测模型的影响,实现基于无人机高光谱数据对冬小麦叶片氮含量的高通量监测,旨在为精准农业提供理论依据和技术参考。

1 材料和方法

1.1 试验地概况

试验于2022年10月至2023年6月进行。地点位于山西省太谷区山西农业大学孟家庄实验基地(37°44'N,112°59'E)。属暖温带大陆性气候,四季分明。冬季平均气温小于10℃,夏季平均气温大于22℃,春季、秋季平均气温为10~22℃。

1.2 试验材料

冬小麦群体试验材料为65份,包括农家品种、主要品种、新品种、核心种质和外源品种的冬小麦品种,这些小麦品种由课题组前期收集所得。

1.3 试验方法

试验共 195 个小区,小区长 2.0 m,宽 1.5 m,播种行距为 20 cm。种植区域设置 3 个氮肥浓度梯度,分别为 0(N1)、100(N2)、200(N3)kg/hm²。在施肥时,50% 的氮肥用于基肥,剩余 50% 用于拔节期追肥,磷肥、钾肥用量均为 120 kg/hm²,且均作为基肥一次性施入,其中,氮肥为尿素含 N 量 46.1%,磷肥含 P₂O₅量 16%,钾肥含 K₂O 量 50%,其他小麦田间管理与当地小麦管理相同。

1.4 数据采集

在冬小麦生长前期,土壤中储存的氮素可以满足冬小麦早期生长的需求,不同施氮水平下的冬小麦生长差异不明显。抽穗期,冬小麦对氮素的需求增加,不同基因型的冬小麦在不同施氮水平下的表现差异明显^[17]。因此,本研究选取了抽穗期、灌浆前期和灌浆后期的冬小麦作为研究对象,以探讨不同施氮水平对冬小麦叶片氮含量的影响。利用大疆 MATRICE 600 PRO 无人机搭载高光谱相机,获取高光谱成像数据。数据于晴朗天气 10:00—14:00 进行采集。无人机飞行高度设定为 30 m。高光谱波段范围为 383~1 021 nm,共 150 个中心波段,光谱分辨率为 4.1 nm。采集的数据经过影像校正和拼接,提取目标区域的反射率数据。采集试验地冬小麦叶片样品测定叶片氮含量。叶片样品于 105 ℃ 下杀青 30 min 后,80 ℃ 下烘干至恒质量,经粉碎、消煮后,将消煮液通过全自动化学元素分析仪进行比色分析,获得叶片氮含量。

1.5 数据分析

采用连续投影算法(SPA)提取与冬小麦叶片氮含量相关的高光谱特征波段,并结合随机森林(RF)和 BP 神经网络(BPNN)构建冬小麦叶片氮含量监测模型。SPA 通过减少矢量空间的共线性来选择特征波长,能够有效去除原始光谱数据中的冗余信息,适用于光谱特征波段的筛选^[18]。RF 通过构建多个回归树,树与树之间互不干扰,最终通过综合所有决策树的输出结果来提升预测稳定性与准确性^[19]。BPNN 基于误差反向传播原理,通过梯度下降法优化网络权重,以减小实际输出与期望输出之间的误差。

采用决定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和相对分析误差(RPD)评价模型。 R^2 越高, RMSE 越低表示模型拟合与预测效果越好;RPD \geq 2.0 表示模型具有较高的预测能力,1.4 \leq RPD $<$ 2.0 表示模型预测能力一般,RPD $<$ 1.4 则表明模型预测能力差,难以应用^[18]。

2 结果与分析

2.1 冬小麦叶片氮含量分析

本研究对抽穗期、灌浆前期和灌浆后期 3 个时期的共 585 份冬小麦叶片氮含量数据进行异常值剔除后,最终获取 552 份冬小麦叶片氮含量数据,将叶片氮含量数据按浓度梯度从小到大排序,按照 3:1 的比例划分为校正集和验证集,校正集和验证集叶片氮含量的描述性统计分析如表 1 所示。

表 1 冬小麦叶片氮含量描述性统计分析

Tab.1 Descriptive statistical analysis of winter wheat leaf nitrogen content

处理 Treatment	数据集 Data set	样本数/个 Sample number	均值/(mg/g) Mean	标准差/ (mg/g) SD	偏度 Skewness	峰度 Kurtosis	变异系数/% CV	最小值/ (mg/g) Min.	最大值/ (mg/g) Max.
总样本 Total	全部样本	552	29.766	7.254	-0.401	-0.111	0.244	8.823	47.526
	训练集	414	29.803	7.246	-0.379	-0.123	0.243	8.823	47.526
	验证集	138	29.656	7.302	-0.472	-0.041	0.246	8.918	45.038
N1	全部样本	195	26.684	7.268	-0.381	-0.417	0.272	8.918	44.534
	训练集	146	26.756	7.266	-0.343	-0.393	0.272	8.918	44.534
	验证集	49	26.469	7.344	-0.507	-0.425	0.277	8.950	38.522
N2	全部样本	183	30.625	7.155	-0.282	-0.325	0.234	8.823	47.526
	训练集	137	30.673	7.160	-0.296	-0.229	0.233	8.823	47.526
	验证集	46	30.483	7.218	-0.249	-0.524	0.237	14.781	45.038
N3	全部样本	174	32.317	6.038	-0.324	0.063	0.187	11.661	47.220
	训练集	130	32.347	6.010	-0.323	0.172	0.186	11.661	47.220
	验证集	44	32.228	6.189	-0.336	-0.108	0.192	15.911	44.298

总样本的氮含量为8.823~47.526 mg/g,不同处理下3个数据集的均值与变异系数(CV)均较为接近,表明不同处理下数据集的分布较为一致,且各处理下数据变化较小。从整体来看,N1、N2、N3处理下的各数据集样本量相差较小,总样本与N2处理下的均值、变异系数、最大值更为接近,不同处理下冬小麦叶片氮含量均值从大到小依次为N3>N2>N1,各处理下数据集样本的偏度小于0,数据较正态分布稍微偏向左侧,峰度小于0,峰态较为平缓,基本符合正态分布,数据的离散程度接近,各训练集与校正集CV均较相似,表明数据集划分较为合理。因此,这些数据集可以用于模型训练和验证。

2.2 不同施氮水平对冬小麦叶片氮含量的影响

由表2可知,从抽穗期到灌浆后期,不同处理下的叶片氮含量均呈现逐渐降低的变化趋势,相同时期下的叶片氮含量随着施氮水平的增加而增加,在抽穗期和灌浆前期,N1处理下叶片氮含量显著低于N2、N3处理($P<0.05$);在灌浆后期,不同施氮水平叶片氮含量差异显著($P<0.05$),其大小

顺序为N3>N2>N1。

表2 不同生长阶段各处理下冬小麦叶片氮含量分析
Tab.2 Leaf nitrogen content in winter wheat under each treatment at different growth stages mg/g

处理	抽穗期	灌浆前期	灌浆后期
Treatment	Heading period	Pre-filling period	Late filling period
N1	33.434±3.504b	27.433±3.873b	19.185±5.374c
N2	37.700±3.425a	30.818±2.679a	22.008±4.129b
N3	38.243±3.057a	32.105±2.880a	25.727±4.364a

注:同列数字后的不同小写字母表示处理间差异显著($P<0.05$)。

Note: Different lowercase letters after the numbers in the same column indicated the significant difference among the treatments($P<0.05$).

为更直观展示冬小麦叶片氮含量在3个生长阶段不同施氮水平下的变化,绘制了冬小麦叶片氮含量箱线图如图1所示,3个处理下的冬小麦叶片氮含量的中位线和均值均呈现抽穗期>灌浆前期>灌浆后期。随着生育时期的推进,冬小麦叶片氮含量逐渐下降。

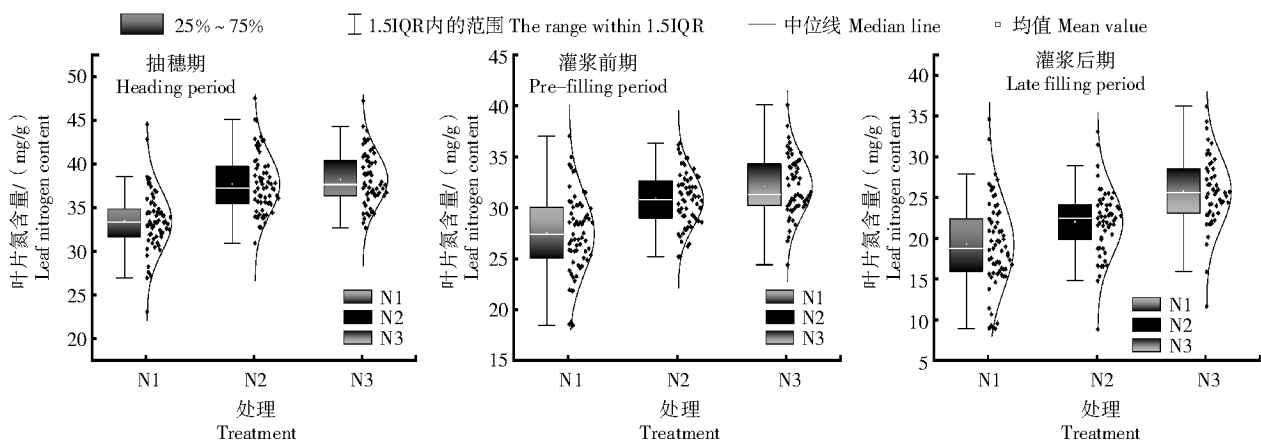


图1 冬小麦叶片氮含量分析

Fig.1 Analysis of winter wheat leaf nitrogen content

同一时期下的冬小麦叶片氮含量在不同施氮处理下的变化趋势由小到大依次为N1<N2<N3,说明冬小麦的生长对氮肥的响应是正向的,即施氮量越大,冬小麦叶片氮含量越高。其中,抽穗期和灌浆前期在N2、N3处理下的冬小麦叶片氮含量数据中位线和均值较为接近,灌浆后期呈现较为明显的N1<N2<N3趋势,说明前2个阶段下氮肥的施用对冬小麦的氮含量影响较为均衡,冬小麦叶片对氮的吸收差异较小,氮肥的增施并未显

著改变叶片的氮含量。在灌浆后期,N1处理下的叶片氮含量最低,N2适中,N3处理下的叶片氮含量最高。这表明在灌浆后期,作物对氮的需求增加,氮的积累对产量形成变得更加重要。灌浆期是作物籽粒发育的关键时期,叶片中的氮含量直接影响光合作用和营养物质的转运,进而影响籽粒的填充与发育。因此,随着灌浆的进行,冬小麦需要更多的氮来支持高强度的光合作用和营养物质合成。在这一阶段,氮肥的增施直接推动了叶

片氮含量的提升。

2.3 不同施氮水平对冬小麦冠层光谱反射率的影响

选取具有代表性的冬小麦品种进行光谱反射率绘制,同一品种冬小麦在3个生长阶段不同处理下的光谱反射率如图2所示。冬小麦冠层反射率在383~780 nm波段范围内,受不同施氮水平的影

响较小,变化差异不明显。然而,在近红外光谱780~1 021 nm波段,不同施氮水平处理下冬小麦冠层反射率差异明显。这表明冬小麦冠层反射率在近红外光谱区域对施氮水平的变化更为敏感。进一步分析发现,在N3处理下,不同生长时期的冠层反射率呈现出抽穗期>灌浆前期>灌浆后期的变化趋势。

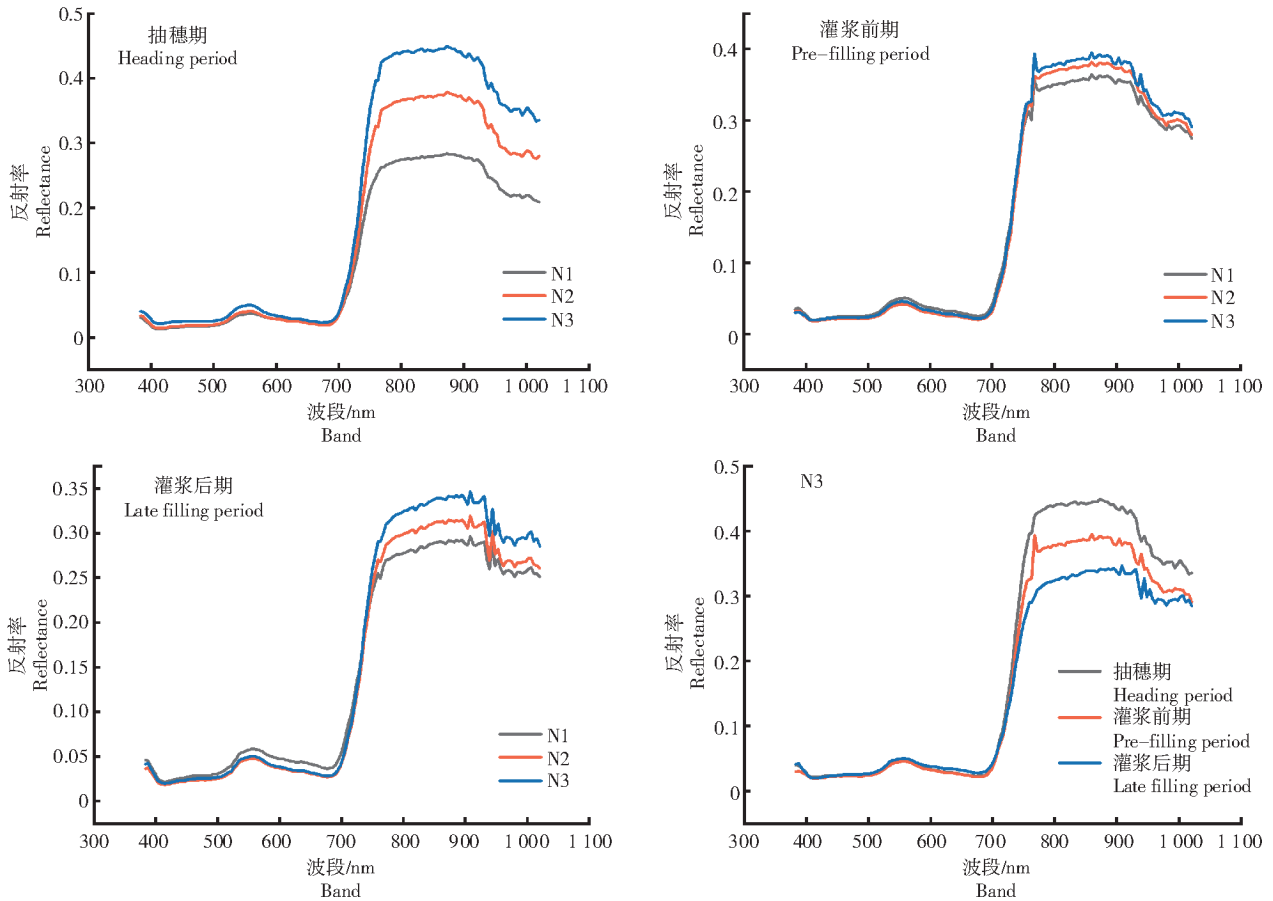


图2 不同处理下同一品种冬小麦在3个生长阶段的光谱反射率

Fig.2 Spectral reflectance of the same winter wheat under different treatments at three growth stages

2.4 特征波段筛选

本研究采用SPA算法通过评估各波段光谱反射率数据与叶片氮含量的线性无关性,最终筛选出与叶片氮含量变化为最小共线性的波段作为不同施氮水平下冬小麦叶片氮含量的特征波段。特

征波段筛选结果如表3所示。筛选出总样本的特征波段有3个(572、926、1 016 nm),N1处理的特征波段有2个(926、1 016 nm),N2处理的特征波段有3个(720、750、944 nm),N3处理的特征波段有4个(395、703、763、944 nm)。

表3 基于连续投影算法(SPA)筛选的各处理特征波段

Tab.3 The characteristic bands of the treatments screened based on the sequential projection algorithm (SPA) nm

处理 Treatment	原始光谱反射率的特征波段 Characteristic band of original spectral reflectance	处理 Treatment	原始光谱反射率的特征波段 Characteristic band of original spectral reflectance
N1	926、1 016	N3	395、703、763、944
N2	720、750、944	总样本 Total	572、926、1 016

2.5 冬小麦叶片氮含量监测模型构建

本研究分别采用RF和BPNN构建了冬小麦叶片氮含量的监测模型,模型表现如表4所示。当模型监测效果以验证集模型表现为准时,在不同施氮水平下,全波段下的模型表现比特征波段下的模型表现差。基于RF的叶片氮含量监测模型在校正集上的模型精度较高,而验证集的模型精度较低,表明RF模型的泛化能力较弱。3种氮肥处理和总数据集下的冬小麦叶片氮含量监测模型以SPA+BPNN模型表现最佳,N1处理下模型表现为校正集(Correction set, c)的模型精度 $R^2c=0.734$, $RMSEc=3.739$ mg/g, $RPDc=1.939\%$, 验证集(Verification set, v)的模型精度 $R^2v=0.763$,

$RMSEv=3.566$ mg/g, $RPDv=2.056\%$; N2处理下校正集的模型精度 $R^2c=0.807$, $RMSEc=3.173$ mg/g, $RPDc=2.279\%$, 验证集的模型精度 $R^2v=0.802$, $RMSEv=3.201$ mg/g, $RPDv=2.246\%$; N3处理下校正集的模型精度 $R^2c=0.825$, $RMSEc=2.523$ mg/g, $RPDc=2.390\%$, 验证集的模型精度 $R^2v=0.735$, $RMSEv=3.181$ mg/g, $RPDv=1.943\%$ 。总数据集校正集的模型精度 $R^2c=0.731$, $RMSEc=3.749$ mg/g, $RPDc=1.929\%$, 验证集的模型精度 $R^2v=0.759$, $RMSEv=3.651$ mg/g, $RPDv=2.039\%$ 。综上所述,仅从验证集模型表现来看,N2处理下的SPA+BPNN模型对冬小麦叶片氮含量的监测效果最佳。

表4 各处理下的冬小麦叶片氮含量监测模型

Tab.4 Leaf nitrogen content monitoring model of winter wheat under each treatment

模型类型 Model type	评价指标 Evaluation index	全波段 Full band		特征波段 Characteristic band	
		校正集 Calibration set	验证集 Validation set	校正集 Calibration set	验证集 Validation set
N1+RF	R^2	0.879	0.534	0.804	0.646
	RMSE/(mg/g)	2.606	5.032	3.407	4.418
	RPD/%	2.869	1.466	2.257	1.682
N1+BPNN	R^2	0.774	0.705	0.734	0.763
	RMSE/(mg/g)	3.489	3.981	3.739	3.556
	RPD/%	2.104	1.840	1.939	2.056
N2+RF	R^2	0.883	0.786	0.899	0.799
	RMSE/(mg/g)	2.496	3.356	2.518	3.351
	RPD/%	2.929	2.163	3.150	2.231
N2+BPNN	R^2	0.866	0.746	0.807	0.802
	RMSE/(mg/g)	2.675	3.925	3.173	3.201
	RPD/%	2.728	1.986	2.279	2.246
N3+RF	R^2	0.917	0.535	0.906	0.598
	RMSE/(mg/g)	1.820	4.253	1.959	3.926
	RPD/%	3.465	1.467	3.254	1.578
N3+BPNN	R^2	0.833	0.727	0.825	0.735
	RMSE/(mg/g)	2.658	3.384	2.523	3.181
	RPD/%	2.449	1.913	2.390	1.943
Total+RF	R^2	0.924	0.744	0.901	0.725
	RMSE/(mg/g)	2.082	3.763	2.412	3.911
	RPD/%	3.629	1.977	3.174	1.908
Total +BPNN	R^2	0.787	0.755	0.731	0.759
	RMSE/(mg/g)	3.340	3.664	3.749	3.651
	RPD/%	2.169	2.021	1.929	2.039

为更直观展示模型预测效果,绘制不同N处

理下最优模型的散点拟合图如图3所示,预测值与

实测值分布较为均匀,靠近 1:1 拟合线,SPA 结合

BPNN 可以较好地预测冬小麦叶片氮含量。

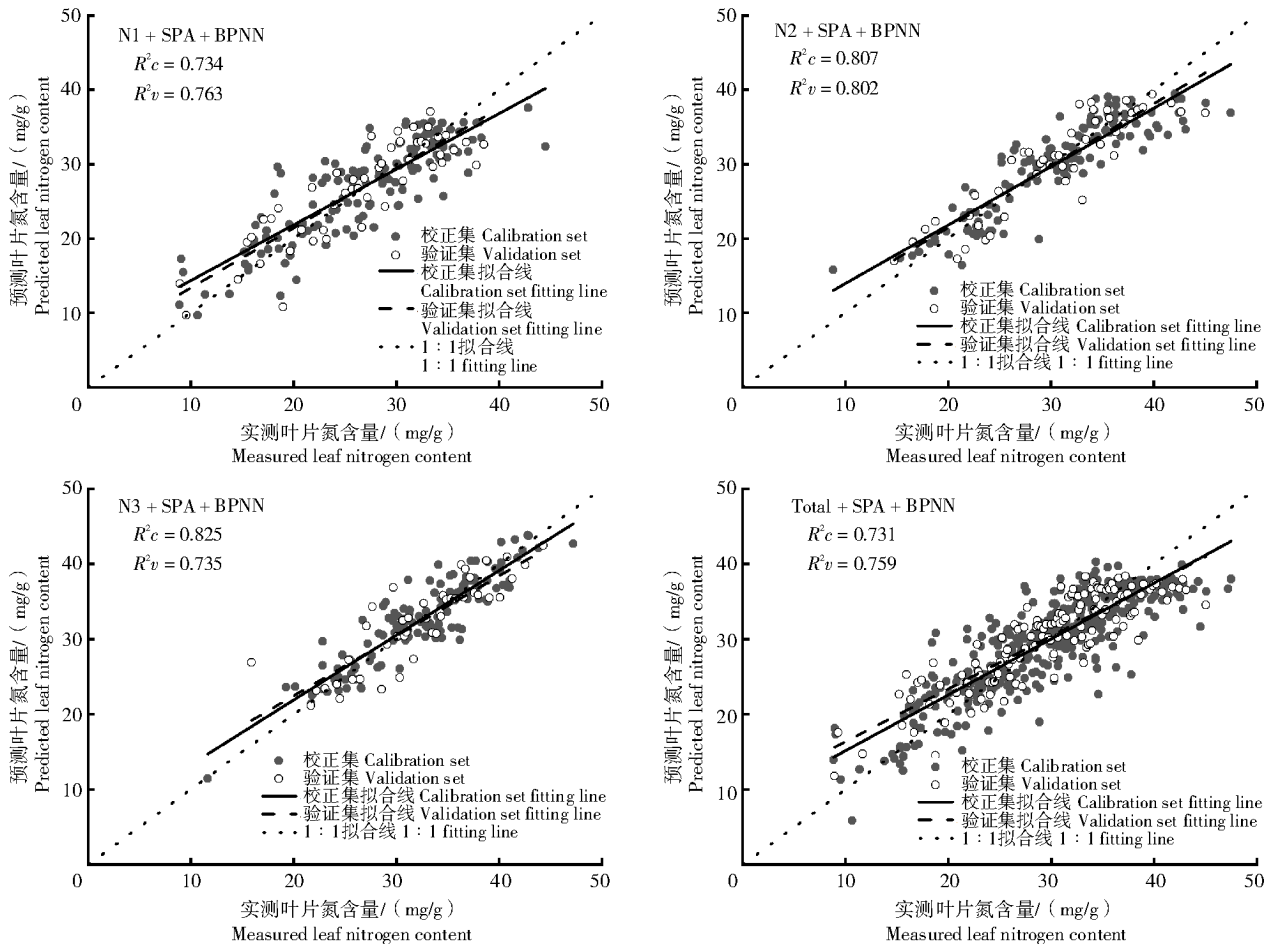


图 3 冬小麦叶片氮含量监测模型拟合

Fig.3 Leaf nitrogen content monitoring model fitting map of winter wheat

3 结论与讨论

3.1 不同施氮水平对冬小麦叶片氮含量的影响

不同施氮水平下的冬小麦叶片氮含量变化明显。随着灌浆的进行,同一施氮水平下的冬小麦叶片氮含量呈现逐渐下降的趋势。同一时期,不同处理下的冬小麦叶片氮含量均值与中位线表现为 $N1 < N2 < N3$ 的趋势,灌浆后期的表现尤为明显。这些变化反映出氮素在作物生长过程中的动态变化特征。灌浆后期是小麦生长的关键时期,氮素在作物体内的转移和再分配对灌浆及籽粒的发育至关重要。在这个时期,氮素的供应直接影响到籽粒的形成和产量的最终形成,这与聂胜委等^[20]对不同施肥措施下冬小麦灌浆期氮素吸收分配的研究中发现的小麦灌浆中后期氮肥供应不足的现象相符。N2、N3 处理提供了足够的氮源,促

进了冬小麦叶片的氮含量积累,从而有助于提高灌浆期的营养供给。而 N1 处理则表现出较低的叶片氮含量,可能会因为氮素不足,进而限制小麦的正常生长和灌浆过程。

从整体趋势来看,冬小麦叶片氮含量的变化与施氮水平的增加密切相关,在不同生育阶段,氮素的供给对作物生长和发育产生了显著影响。在抽穗期和灌浆前期,氮素供应对叶片氮含量的影响较小,而在灌浆后期,氮素的供应差异则对叶片氮含量产生了显著影响,进而可能影响到小麦的灌浆和最终产量,这与杨福芹等^[21]和郭燕等^[22]研究发现,冬小麦变量施肥和合理的氮素供给可以促进作物生长的研究结果一致。因此,合理的氮肥管理在不同生育阶段对于提高小麦产量和质量具有重要意义。然而,本研究的研究对象包括 65 种冬小麦,针对不同氮响应类型的冬小麦品种在不

同施氮水平下的叶片氮含量表现未作研究,未来可从这一方面进一步研究冬小麦叶片氮含量与光谱遥感之间的关系。

3.2 特征波段对模型监测的影响

筛选包含更具辨别力的特征波段,可以使模型更加专注于有效信息,提升精度^[23]。本研究利用SPA筛选不同施氮处理下叶片氮含量特征波段,在780~1021 nm波段间,不同施氮水平下均存在与叶片氮含量相关的特征波段,但整体上的特征波段在数量及范围上存在明显差异,针对这一现象本研究尚难解释,需要进一步研究冬小麦叶片氮含量与光谱响应相关的其他因子。本研究仅采用SPA算法进行特征波段筛选,后续研究可利用不同特征选择方法进行特征波段筛选。

本研究结合RF和BPNN分别构建基于高光谱全波段和基于特征波段的冬小麦叶片氮含量监测模型,从模型构建表现结果上看,机器学习算法模型结合特征波段选择可以较好地预测冬小麦叶片氮含量,这与祝海竣^[24]利用敏感光谱作为输入量,并结合机器学习算法实现水稻叶片氮含量高精度估测结果一致。BPNN对全波段和特征波段都具有较稳定的预测能力和泛化能力,全波段光谱能够提供更多的输入特征信息,通常在建模时表现出更高的 R^2 和更低的RMSE。在特征选择得当的情况下,特征波段光谱也能够模型预测中获得不错的性能,尤其是在验证集上的RPD值有时超过全波段光谱。因此,选择合适的光谱波段并合理搭配不同的建模方法对提高监测模型的准确性至关重要,与WANG^[25]通过筛选恰当的光谱信息提高水稻茎叶氮浓度估算精度的结果相符。本研究表明,通过提取特征波段,去除无用波段可以避免噪声和无关信息影响模型表现,在提高模型精度上具有一定的应用潜力。

本研究通过无人机近红外成像高光谱技术捕捉3个关键生育时期的冬小麦反射光谱特征,结合田间实测叶片氮含量数据,探讨了不同施氮水平下的冬小麦叶片氮含量变化特征,利用SPA发掘叶片氮含量的高光谱响应特征,采用RF、BPNN等2种机器学习算法构建不同施氮水平下冬小麦叶片氮含量监测模型。结果表明,同一时期下,随着氮肥的增施,冬小麦叶片氮素含量与高光谱反射率变化明显。利用无人机高光谱遥感监测冬小麦生长状况具有较高的准确性和可靠性,在N2处理下

的SPA+BPNN模型表现最佳,校正集的 R^2 、RMSE和RPD分别为0.807、3.173 mg/g、2.279%,验证集的 R^2 、RMSE和RPD分别为0.802、3.201 mg/g和2.246%。本研究结果为利用无人机高光谱遥感进行田块尺度的冬小麦精准施肥提供了科学依据和技术参考。

参考文献:

- [1] 刘海英. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦叶片氮含量建模与反演研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2018.
LIU H Y. Modeling and inversion of nitrogen content in winter wheat leaves based on UAV hyperspectral remote sensing[D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2018.
- [2] 郝永会, 靳海洋, 闫雅倩, 等. 长期秸秆还田下追氮量对冬小麦产量和氮素吸收利用的影响[J]. 河南农业科学, 2024, 53(4): 9-19.
HAO Y H, JIN H Y, YAN Y Q, et al. Effects of nitrogen top-dressing rates on yield and nitrogen uptake and utilization of winter wheat under long-term straw returning[J]. Journal of Henan Agricultural Sciences, 2024, 53(4): 9-19.
- [3] 贾峥嵘, 郝佳丽, 郝艳芳, 等. 不同施氮量对冬小麦灌浆特性及产量的影响[J]. 山西农业科学, 2022, 50(6): 823-829.
JIA Z R, HAO J L, HAO Y F, et al. Effect of different nitrogen application on grain filling characteristics and yield of winter wheat[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2022, 50(6): 823-829.
- [4] 肖天豪, 周学军, 李存文, 等. 基于无人机高光谱的冬小麦植株氮含量估算[J]. 地理空间信息, 2022, 20(8): 8-12.
XIAO T H, ZHOU X J, LI C W, et al. Estimation of nitrogen content in winter wheat plants based on UAV hyperspectrum[J]. Geospatial Information, 2022, 20(8): 8-12.
- [5] 赵奥尼, 乔云祥, 王晓澜, 等. 施肥量对冬小麦生长及产量的影响[J]. 安徽农学通报, 2025, 31(1): 19-23.
ZHAO A N, QIAO Y X, WANG X L, et al. Effects of fertilization amount on growth and yield of winter wheat[J]. Anhui Agricultural Science Bulletin, 2025, 31(1): 19-23.
- [6] 赖佳政. 基于机载高光谱遥感的烤烟氮营养状况监测[D]. 郑州: 河南农业大学, 2024.
LAI J Z. Monitoring the nitrogen nutrition status of flue-cured tobacco based on airborne hyperspectral remote sensing[D]. Zhengzhou: Henan Agricultural University, 2024.
- [7] 陶婷, 孟炆, 杜晓初, 等. 基于CARS特征波段筛选的冬小麦植株氮浓度监测[J]. 中国农业信息, 2024, 36(3): 102-119.
TAO T, MENG Y, DU X C, et al. Nitrogen concentration monitoring in winter wheat plants based on CARS characteristic band screening[J]. China Agricultural Informatics, 2024, 36(3): 102-119.
- [8] 冯惠芬. 机器学习联合SPAD与高光谱数据探测冬小麦氮含量[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2024.
FENG H F. Detection of nitrogen content in winter wheat by machine learning combined with SPAD and hyperspectral data[D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science &

- Technology, 2024.
- [9] 陈治钢, 廖桂平. 无人机高光谱遥感在作物表型监测中的应用进展[J]. 作物研究, 2024, 38(6): 525-530.
CHEN Z G, LIAO G P. Application progress of unmanned aerial hyperspectral remote sensing in crop phenotype monitoring[J]. Crop Research, 2024, 38(6): 525-530.
- [10] FU Y Y, YANG G J, PU R L, et al. An overview of crop nitrogen status assessment using hyperspectral remote sensing: current status and perspectives[J]. European Journal of Agronomy, 2021, 124: 126241.
- [11] 张星宇, 张月, 夏晨真, 等. 基于无人机高光谱影像的玉米叶片氮素含量估算[J]. 遥感技术与应用, 2024, 39(4): 927-939.
ZHANG X Y, ZHANG Y, XIA C Z, et al. Estimation of leaf nitrogen content in maize based on UAV hyperspectral image[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2024, 39(4): 927-939.
- [12] 杨欣, 袁自然, 叶寅, 等. 基于无人机高光谱遥感的冬小麦全氮含量反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2022, 42(10): 3269-3274.
YANG X, YUAN Z R, YE Y, et al. Winter wheat total nitrogen content estimation based on UAV hyperspectral remote sensing[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2022, 42(10): 3269-3274.
- [13] 冯海宽, 樊意广, 陶惠林, 等. 利用无人机高光谱影像的冬小麦氮含量监测[J]. 光谱学与光谱分析, 2023, 43(10): 3239-3246.
FENG H K, FAN Y G, TAO H L, et al. Monitoring of nitrogen content in winter wheat based on UAV hyperspectral imagery[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(10): 3239-3246.
- [14] ZHANG M Z, CHEN T E, GU X H, et al. UAV-borne hyperspectral estimation of nitrogen content in tobacco leaves based on ensemble learning methods[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108008.
- [15] 张黎黎, 吕霞. 基于无人机高光谱的水稻叶片氮含量估测方法[J]. 农业科技与装备, 2021(6): 13-15.
ZHANG L L, LÜ X. Estimating method for nitrogen content in rice leaves based on UAV hyper-spectrum[J]. Agricultural Science & Technology and Equipment, 2021(6): 13-15.
- [16] 杨福芹, 冯海宽, 刘小强, 等. 基于敏感波段的冬小麦氮素营养高光谱诊断[J]. 东北农业科学, 2023, 48(1): 97-101.
YANG F Q, FENG H K, LIU X Q, et al. Hyperspectral diagnosis of nitrogen nutrition in winter wheat based on sensitive band[J]. Journal of Northeast Agricultural Sciences, 2023, 48(1): 97-101.
- [17] 段丹丹. 基于冬小麦冠层垂直分布信息的氮素诊断研究[D]. 晋中: 山西农业大学, 2019.
DUAN D D. Nitrogen diagnosis and decision of winter wheat considering a non-uniform vertical nitrogen distribution[D]. Jinzhong: Shanxi Agricultural University, 2019.
- [18] 闫晓斌, 王志刚, 王亚新, 等. 干旱胁迫对冬小麦光合色素含量影响的高光谱监测[J]. 山西农业科学, 2022, 50(9): 1269-1277.
YAN X B, WANG Z G, WANG Y X, et al. Hyperspectral monitoring of effects of drought stress on photosynthetic pigment content of winter wheat[J]. Journal of Shanxi Agricultural Sciences, 2022, 50(9): 1269-1277.
- [19] 杜倩, 王岩, 万祖梁, 等. 基于随机森林模型的呼中冻土区土壤碳空间分布特征[J]. 森林工程, 2025, 41(1): 100-107.
DU Q, WANG Y, WAN Z L, et al. The spatial distribution characteristics of soil carbon in typical frozen soil areas of Huzhong based on random forest model[J]. Forest Engineering, 2025, 41(1): 100-107.
- [20] 聂胜委, 黄绍敏, 张水清, 等. 不同施肥措施对冬小麦灌浆期氮素吸收分配的影响[J]. 土壤, 2013, 45(4): 591-597.
NIE S W, HUANG S M, ZHANG S Q, et al. Effects of nitrogen uptakes by winter wheat under various fertilizations during filling stage[J]. Soils, 2013, 45(4): 591-597.
- [21] 杨福芹. 小麦、玉米叶片和植株氮营养高光谱诊断与应用研究[D]. 北京: 中国矿业大学(北京), 2016.
YANG F Q. Research and application of wheat and corn nitrogen status hyperspectral diagnosis based on leaf and plant[D]. Beijing: China University of Mining & Technology, Beijing, 2016.
- [22] 郭燕, 王来刚, 贺佳, 等. 基于多层级特征筛选和无人机影像的冬小麦植株氮含量预测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(12): 174-182.
GUO Y, WANG L G, HE J, et al. Predicting nitrogen content in winter wheat plants using multi-level sensitive feature filtering and UAV imagery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(12): 174-182.
- [23] 刘明博, 唐延林, 李晓利, 等. 水稻叶片氮含量光谱监测中使用连续投影算法的可行性[J]. 红外与激光工程, 2014, 43(4): 1265-1271.
LIU M B, TANG Y L, LI X L, et al. Feasibility of using successive projections algorithm in spectral monitoring of rice leaves nitrogen contents[J]. Infrared and Laser Engineering, 2014, 43(4): 1265-1271.
- [24] 祝海竣. 基于机器学习的水稻叶片 SPAD 值和氮素含量的高光谱估测研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2021.
ZHU H J. Research on hyperspectral estimation of rice leaf SPAD and nitrogen content based on machine learning[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2021.
- [25] WANG D L, LI R, LIU T, et al. Combining vegetation, color, and texture indices with hyperspectral parameters using machine-learning methods to estimate nitrogen concentration in rice stems and leaves[J]. Field Crops Research, 2023, 304: 109175.