作物学报 ACTA AGRONOMICA SINICA 2026, 52(6): 1788−1801 http://zwxb.chinacrops.org/
ISSN 0496-3490; CN 11-1809/S; CODEN TSHPA9 E-mail: zwxb301@caas.cn

DOI: 10.3724/SP.J.1006.2026.53085

基于无人机高光谱和机器学习的旱地饲用玉米叶片氮含量估测

梁进宇** 尹嘉德** 王红丽 张国平 侯慧芝 董 博 马明生*

甘肃省农业科学院旱地农业研究所 / 甘肃省旱作区水资源高效利用重点实验室 / 农业农村部西北旱地农业绿色低碳重点实验室, 甘肃兰州 730070

摘 要: 本研究以无人机高光谱和集成学习结合为切入点, 探索旱地饲用玉米叶片氮含量的最佳光谱估测集成学习模型, 为旱地饲用玉米高效优质生产瓶颈的突破提供参考方法。研究区域位于黄土高原陇中地区, 以饲用玉米为研究对象, 利用无人机搭载 V185G 一体式云台高光谱成像系统获取数据, 基于原始光谱、一阶导数和连续统去除变换光谱构建任意两波段光谱指数, 结合 6 种机器学习模型, 构建 Voting 和 Stacking 集成学习模型, 建立最优估测模型。结果表明, 变换光谱较原始波段光谱显著提高波段光谱指数与饲用玉米叶片氮含量的相关性。比较 6 种单一机器学习模型发现, RFR、KNN、XGBoost 和 GBDT 模型在饲用玉米生长阶段表现出较高的精度, 测试集 R^2 为 0.7165~0.7713, RMSE 为 2.4265~2.8296。选用以上 4 种模型构建 Voting 和 Stacking 集成机器学习模型, 模型测试集 R^2 均在 0.7459 以上, RMSE 均在 2.6358 以下。对以上精度较高的单一机器学习模型进行集成, 发现以一阶导数变换光谱的 Voting 集成模型精度最高, R^2 为 0.8152, RMSE 为 2.1253, 表现出更优的预测性能, 提高预测能力和稳定性。Voting-FDS 集成模型可以在饲用玉米关键生育期对叶片氮含量进行快速估测, 为田间养分管理和高效优质生产提供理论参考。

关键词: 旱地饲用玉米; 叶片氮含量; 高光谱; 波段选择; 机器学习

Estimation of leaf nitrogen content in dryland forage maize using UAV-based hyperspectral imaging and machine learning

Liang Jin-Yu**, Yin Jia-De**, Wang Hong-Li, Zhang Guo-Ping, Hou Hui-Zhi, Dong Bo, and Ma Ming-Sheng*

Institute of Dry Land Farming, Gansu Academy of Agricultural Sciences / Key Laboratory of High Water Utilization on Dryland of Gansu Province / Northwest Dryland Agriculture Green Low Carbon Key Laboratory, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Lanzhou 730070, Gansu, China

Abstract: This study integrates UAV-based hyperspectral imaging with ensemble learning to identify an optimal spectral estimation model for predicting leaf nitrogen content (LNC) in dryland forage maize, providing a methodological reference for improving production efficiency and quality. The study was conducted on the Loess Plateau in central Gansu province, China, with forage maize as the target crop. Hyperspectral data were acquired using a V185G integrated gimbal hyperspectral imaging system mounted on a UAV. Spectral indices were generated from all possible two-band combinations using original reflectance spectra, first-derivative spectra, and continuum-removed spectra. Six machine-learning algorithms were evaluated, and Voting and Stacking ensemble models were further developed to select the best-performing approach. Transformed spectra substantially strengthened the relationships between spectral indices and LNC compared with the original bands. Among the six individual models, random forest regression (RFR), *K*-nearest neighbors (KNN), XGBoost, and gradient boosting decision tree (GBDT) achieved

本研究由甘肃省科技计划项目(23JRRA1340, 23JRRA1335 和 24JRRA731), 甘肃省农业科学院基础研究计划项目(2026GAAS22-7), 国家自然科学基金项目(32360532)和陇原青年英才项目资助。

This study was supported by the Gansu Provincial Science and Technology Program Projects (23JRRA1340, 23JRRA1335, and 24JRRA731), the Basic Research Program Project of Gansu Academy of Agricultural Sciences (2026GAAS22-7), the National Natural Science Foundation of China (32360532), and the Longyuan Young Talents Program.

* 通信作者(Corresponding author): 马明生, E-mail: mamingsh@163.com

** 同等贡献(Contributed equally to this work)

第一作者联系方式: 梁进宇, E-mail: liangjinyu1997@163.com; 尹嘉德, E-mail: gsyinjiade@163.com

Received (收稿日期): 2025-10-29; Accepted (接受日期): 2026-02-27; Published online (网络出版日期): 2026-03-10.

URL: https://link.cnki.net/urlid/11.1809.S.20260309.1435.011

This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/).

achieved relatively high accuracy across maize growth stages, with test-set R^2 values of 0.7165–0.7713 and RMSE values of 2.4265–2.8296. These four models were then combined to build the ensemble models, both of which achieved test-set $R^2 > 0.7459$ and RMSE < 2.6358. The Voting ensemble based on first-derivative spectra delivered the best performance ($R^2 = 0.8152$, RMSE = 2.1253), indicating improved predictive accuracy and robustness through model integration. Overall, the Voting-first-derivative spectra (Voting-FDS) model enables rapid estimation of LNC at key growth stages, supporting in-season nutrient management and high-quality production in dryland forage maize.

Keywords: dryland forage maize; leaf nitrogen content; hyperspectral; band selection; machine learning

当前国内优质饲草的供应仍难以满足畜牧产业的需求, 而饲用玉米因其营养价值高、适口性好及消化率高成为一种极具潜力的优质饲料[1]。西北黄土高原旱作区是粮改饲重点区域, 但信息化监测技术缺乏影响其品质和大规模种植, 限制了饲草产业持续高效发展和突破。因此, 亟须研究旱地饲用玉米信息化监测技术。叶片氮含量是植物叶片氮素营养状况的重要指标, 其含量对玉米的生长发育与产量及品质具有重要作用, 通过监测不同生育期玉米叶片氮含量制定合理的施肥措施可以提高玉米的产量和品质[2-3]。植物冠层因叶片氮含量的差异呈现不同的反射特征[4], 高光谱遥感利用该点实现监测和估算作物氮含量[5-9]。传统的田间人工采样和实验室测定方法在获取作物氮含量时具有破坏性和滞后性, 而遥感监测手段具有快速、无损和精准的优势, 其中高光谱遥感具有分辨率高、波段连续性强和光谱信息量大等特点[10], 在作物的生长生理特性监测和农田精准管理方面具有非常光明的前景。

已有研究表明光谱变换可减弱土壤背景和大气的干扰[11], 且多个光谱指数作为输入特征比单个光谱指数估测精度更高[12-13]。在高光谱数据预处理及降噪方面, 标准正态变量结合 SG 滤波的一阶导数光谱预处理方法在遥感监测水稻冠层叶片氮素含量的研究中被证实有效, 显著提升反演模型的精度[14]。机器学习凭借其在处理高光谱数据上的优势, 通过缩减关键波段提升处理效率及简化分析流程, 并在氮浓度预测中具有良好的应用潜力[15]。姚霞等[16]研究一阶导数变换下的任意两波段组合比值光谱指数、归一化光谱指数、土壤调节光谱指数对冬小麦氮素含量的响应能力, 结果表明所构建的模型较原始光谱模型的精度明显提高。秦占飞等[11]研究表明一阶导数变换光谱构建的比值光谱指数(R_{710}, R_{738})模型具有较高的水稻叶片氮含量反演精度。王玉娜等[17]研究结果表明任意两波段光谱指数对氮素营养指数更为敏感。刘昌华等[18]基于 10 种光谱预处理, 结合偏最小二乘回归、反向传播神经网络和随机森林 3 种模型对冬小麦氮素营养进行研究, 结果表明随机森林算法结合卷积平滑算法建立模型精度最佳。但是, 相比单一机器学习建立的光谱模型, 将多种机器学习模型进行集成的模型精度更高, 对异常值和噪音的抵抗力较强, 在高光谱遥感方面表现出优异的模型性[19-21]。其中以 Voting 和 Stacking 集成学习为代表, Peppes 等[22]发现基于传统机器学习的多模型 Voting 集成学习在农业领域性能突出。符欣彤等[23]通过集成 5 种学习器, 构建基于 Stacking 集成学习的猕猴桃叶绿素估算模型, 结果证明 Stacking 集成模型的性能优于单一模型。集成学习算法展现出良好的泛化能力和模型稳定性, 可显著提高估测精度。

目前, 大多数光谱估测模型构建采用单一机器学习算法, 并且模型集成在旱地饲用玉米叶片氮含量估测中的应用研究较少。因此, 本研究以黄土高原半干旱地区饲用玉米为研究对象, 以无人机搭载 V185G 一体式云台高光谱成像系统获取数据, 基于原始光谱、一阶导数光谱和连续统去除变换光谱构建任意两波段归一化光谱指数、比值光谱指数、差值光谱指数结合 6 种机器学习模型, 构建 Voting 和 Stacking 集成学习模型, 以期构建具有较高估测精度的饲用玉米叶片氮含量评估模型, 为该区饲用玉米信息化管理和高效优质生产提供理论支撑。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

试验于 2023—2024 年在甘肃省农业科学院定西试验站(35°35′N, 104°36′E)进行, 该区位于黄土高原陇中地区, 海拔 1970 m, 近 30 年年均降水量 415 mm, 6—9 月降水量占年降水量的 68%, 降水相对变率为 24%, 年平均气温 6.2℃, 年辐射总量 5898 MJ m^{-2}, 年日照时数 2500 h, ≥ 10℃积温 2075.1℃, 无霜期 140 d, 属中温带半干旱气候。作物一年一熟, 为典型旱地雨养农业区。

1.2 田间试验

试验采用随机区组设计, 材料为“陇青贮 1 号”, 试验设 6 个处理(表 1)。小区面积为 8 m×5 m = 40 m^2, 种植方式为双垄沟种植, 设 2 种种植密度, 分别为 6.0 万株 hm^{-2}、株距 30 cm 和 7.5 万株 hm^{-2}、株距 24 cm。总施肥量为纯 N 300 kg hm^{-2}、P_2O_5 150 kg hm^{-2}、K_2O 135 kg hm^{-2}, 设 3 种施肥方式, 分别为全部基施、40%追施和 60%追施。

表 1 试验处理描述
Table 1 Description of the experimental treatments

处理 Treatment	种植密度 Planting density ($\times10^4$ plant hm^{-2})	施肥方式 Fertilization method
CK1	6.0	全部基施 All applied as basal fertilizer
T1	6.0	40%追施 40% applied as topdressing
T2	6.0	60%追施 60% applied as topdressing
CK2	7.5	全部基施 All applied as basal fertilizer
T3	7.5	40%追施 40% applied as topdressing
T4	7.5	60%追施 60% applied as topdressing

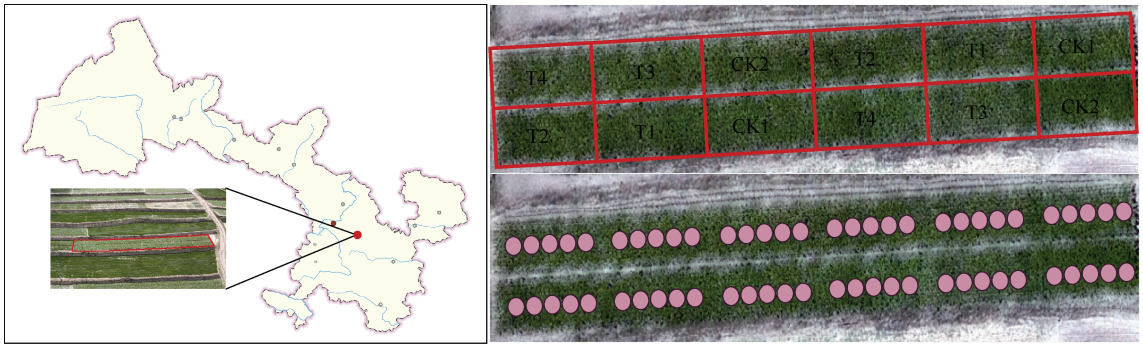
1.3 数据采集

1.3.1 高光谱数据获取 采用大疆 MATRICE 300 RTK 四旋翼无人机, 高光谱成像采用北京安州科技(AZUP International)的 V185G 一体式云台高光谱成像系统, 该高光谱传感器兼具高光谱数据的精确性与快照式成像的高速度, 可实现对整个视场的高精度、一次性同步采集。高光谱波段范围 450~998 nm, 分辨率为 4 nm, 共计 138 个波段, 航线规划的相机参数如表 2 所示。在 2023—2024 年期间, 共进行 6 次无人机高光谱影像以及地面数据的同步采集, 并进行白板校正以及航线规划。无人机高光谱遥感平台数据采集选择晴朗无风、光强稳定的 11:00—14:00 (太阳高度角> 45°)时段。每次获取目标高光谱影像前进行参考板校正, 飞行高度设为 100 m, 航向重叠率设为 80%, 旁向重叠率设为 80%, 确保试验田图像的连续性和覆盖范围。

2023 年饲用玉米高光谱影像采样时间为吐丝期(8 月 12 日)、灌浆期(8 月 28 日)和蜡熟期(9 月 13 日), 2024 年饲用玉米高光谱影像采样时间为吐丝期(8 月 1 日)、灌浆期(8 月 15 日)和蜡熟期(9 月 18 日), 高光谱影像获取后迅速采集玉米叶片(图 1)。各时期每个小区采集 5 个点位的玉米叶片氮含量数据, 2 年共计 360 组数据。每个生育期 70%的数据作为训练集构建模型, 30%作为测试集检验模型精度。

表 2 航线规划的相机参数
Table 2 Camera parameters for flight route planning

指标 Specification	参数 Parameter
分辨率 Resolution	1000×1000 pix
探测器尺寸 Detector size	6.45×6.45 mm
焦距 Focal length	16 mm
最小拍照间隔 Minimum capture interval	1 s



Geographic location Field experiment

图 1 试验区及采样点位置图
Fig. 1 Location of the study area and sampling sites
该图基于自然资源部标准地图服务网站下载的审图号为 GS (2019) 3333 号的标准地图制作。底图边界无修改。处理同表 1。
This map is based on the standard map downloaded from the Standard Map Service website of the Ministry of Natural Resources, with the review approval number GS (2019) 3333. The boundaries of the base map remain unaltered. Treatments are the same as those given in Table 1.

1.3.2　饲用玉米叶片氮含量测定　　在饲用玉米吐丝期、灌浆期、蜡熟期先进行高光谱影像拍摄, 结束后马上采集测定氮素含量的玉米叶片, 在各小区内确定 5 个长势均匀的 1 m×1 m 采样区域, 并对采样区进行定位标记并编号, 确保提取反射率时与采样区位置对应。每个采样区随机选取 5 株玉米, 每株取植株顶端完全展开的 3 片完整叶子。将叶片在 105℃条件下杀青 30 min, 然后在 80℃条件下烘干, 使用鲍士旦[24]的方法测定叶片氮含量。

1.4　数据处理

1.4.1　高光谱影像处理　　由于单次成像无法覆盖整个研究区域, 因此, 对所有高光谱影像进行拼接是获取试验区完整数据的必要步骤。本研究使用 Cuvis Export 3.2 和 Agisoft Metashape 进行高光谱影像的拼接处理, 影像拼接流程如图 2 所示。拼接完成后将 TIFF 格式文件在软件 ENVI 5.6 中转换为 BIL 格式, 同时添加波段信息。

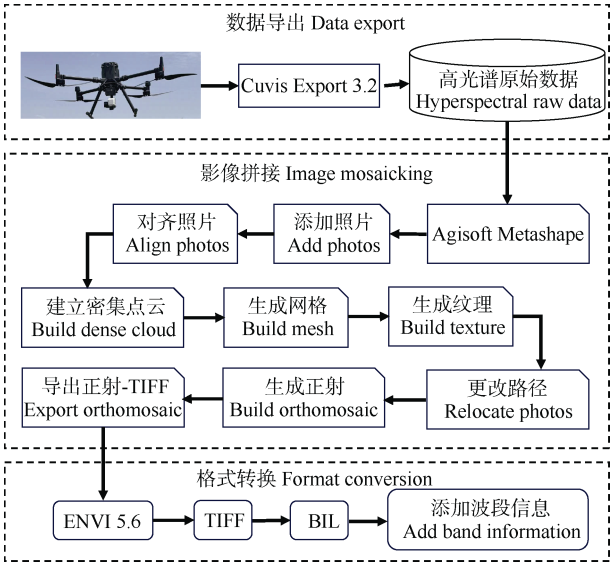


图 2　高光谱影像拼接流程

Fig. 2　Workflow for hyperspectral image mosaicking

Cuvis Export 3.2 为高光谱影像导出软件; Agisoft Metashape 为高光谱影像拼接软件; 软件 ENVI 5.6 将 TIFF 格式转化为 BIL 格式。TIFF: 标记图像文件格式; BIL: 行式波段交叉格式。

Cuvis Export 3.2 was used to export hyperspectral images; Agisoft Metashape was used for image mosaicking; ENVI 5.6 was used to convert TIFF files to BIL format. TIFF, tagged image file format; BIL, band interleaved by line.

1.4.2　卷积平滑滤波法　　为消除由传感器及大气条件引入的噪声, 确保光谱特征提取的准确性, 本研究采用 ENVI 5.6 软件中的 Savitzky-Golay 卷积平滑滤波法对饲用玉米冠层高光谱影像进行处理。该方法基于局部多项式拟合, 能在保留光谱曲线整体趋势的前提下有效抑制高频噪声[25]。处理后的原始光谱(original spectrum, OS)其噪声显著降低, 且曲线形态趋势未发生改变。

1.4.3　冠层高光谱变换　　对降噪后的光谱分别进行一阶导数变换与连续统去除变换, 所得结果相应标记为一阶导数光谱(first derivative spectrum, FDS)与连续统去除光谱(continuum removal spectrum, CRS)。

1.4.4　窄波段光谱指数构建　　本研究高光谱波段范围 450~998 nm, 分辨率为 4 nm, 共计 138 个波段。在 Python 中构建原始光谱、一阶导数光谱和连续统去除光谱的任意两波段组合的归一化光谱指数(normalized spectral index, NDSI)、比值光谱指数(ratio spectral index, RSI)、差值光谱指数(difference spectral index, DSI), 其计算如式(1)~(3)所示[26]:

$$\mathrm{NDSI}=\frac{R_i-R_j}{R_i+R_j} \tag{1}$$

$$\mathrm{RSI}=\frac{R_i}{R_j} \tag{2}$$

$$\mathrm{DSI}=R_i-R_j \tag{3}$$

式中 i、j 为高光谱数据的离散中心波长(nm), 范围为 450~998 nm, 波长间隔为 4 nm; R_i、R_j 分别表示 i、j 波长所对应的高光谱反射率(本研究分别取原始光谱、一阶导数光谱和连续统去除光谱)。

1.4.5　特征波段筛选　　根据 1.4.4 中的公式在 Python 中以原始光谱、一阶导数光谱和连续统去除光谱反射率构建任意两波段光谱指数, 并通过相关性等势图探讨窄波段光谱指数与饲用玉米叶片氮含量之间的相关性, 筛选特征波段。

1.5　研究方法

本研究中选用的基础机器学习回归模型为随机森林回归(random forest regressor, RFR)、K 近邻回归(K-nearest neighbors regression, KNN)、极端梯度提升(extreme gradient boosting, XGBoost)、梯度提升决策树(gradient boosting decision tree, GBDT)、岭回归(ridge regression, RR)、偏最小二乘回归(partial least squares, PLSR)。集成机器学习模型为投票法(Voting)和堆叠泛化(Stacking)。

1.5.1　随机森林回归　　RFR 是基于统计学理论对样本进行训练并预测的一种机器学习算法[27], 通过组合多个决策树模型来进行预测, 每棵树都是基于随机选择的样本和特征建立的[28]。其优势在于能有效解决非线性问题和抗干扰能力[29], 无须太多参数

调整, 模型的稳定性和抗过拟合能力较强, 并减少过拟合的风险。随机森林回归的 Python 代码模型参数为控制树的数量(n_estimators = 120)、树的深度(max_depth = 5)、随机性(random_state = 6), 通过集成多棵树的预测结果来提升模型的预测能力。

1.5.2 *K*近邻回归 KNN 是一种非参数的监督学习方法, 适用于分类与回归任务[30]。作为一种基于实例的学习器, 它无须对底层数据分布做出强假设, 仅依赖局部邻域内的数据点进行预测, 因而在处理不规则分布问题时表现出色。*K* 近邻回归的 Python 代码模型参数为预测的邻居数量(n_neighbors = 3), 通过寻找最佳的 *K* 值以获得最好的预测效果。

1.5.3 极端梯度提升 XGBoost 是一种基于梯度提升决策树的监督学习算法, 可以解决分类、回归等学习问题[31]。这种集成学习的方式使得极端梯度提升能够充分利用各个决策树的优势, 减少过拟合的风险, 提高模型的泛化能力。极端梯度提升的 Python 代码模型参数为树的数量(n_estimators = 120)、树的深度(max_depth = 3)、学习率(learning_rate = 0.1)、随机性(random_state = 16), 除基础的训练、预测, 还进行超参数调优, 以获得最佳模型表现。

1.5.4 梯度提升决策树 GBDT 算法具有高预测精度、处理一致和离散形式的数据能力、对某些鲁棒损失函数的利用以及对异常值的极端鲁棒性等属性[32]。优势在于强大的建模能力, 能灵活处理数值与类别特征, 适用于回归与分类任务。梯度提升决策树的 Python 代码模型参数为树的数量(n_estimators = 120)、树的深度(max_depth = 2)、学习率(learning_rate = 0.1)、随机性(random_state = 16), 训练过程是有顺序的, 无法像随机森林那样并行处理。

1.5.5 岭回归 RR 是一种通过引入 L2 正则化来解决多重共线性问题的线性回归技术[33]。这一机制有效提高了参数估计的稳定性, 并通过在方差-偏差权衡中引入偏差来降低方差, 从而抑制过拟合。岭回归的 Python 代码模型参数为正则化强度(alpha = 0.8), 通过循环不同的随机状态, 重复训练模型, 评估模型的泛化能力。

1.5.6 偏最小二乘回归 偏最小二乘回归是多元线性回归分析、典型相关性分析和主成分分析的结合[34-35]。建模过程中可以克服共线性问题, 选取特征向量时强调自变量对因变量的预测作用[36], 最终提高预测精度。

1.5.7 Voting 集成机器学习 Voting 是一种直观且强大的集成学习[22], 通过组合多个独立基础学习器的预测结果, 利用集体智慧来做出最终的、通常更准确、更稳定的决策。优势在于简便性和对多种模型的整合能力, 使其预测更加稳定。

1.5.8 Stacking 集成机器学习 Stacking 通过结合多个不同预测模型来提升预测性能[23,37]。不少集成学习算法可视为其变体或特例, 它也可看作一种特殊的结合策略。该模型的优势在于能够捕捉并利用预测差异提高整体模型的准确性。集成机器学习的 Python 代码模型参数为各子算法的模型参数。集成学习的流程如图 3 所示。

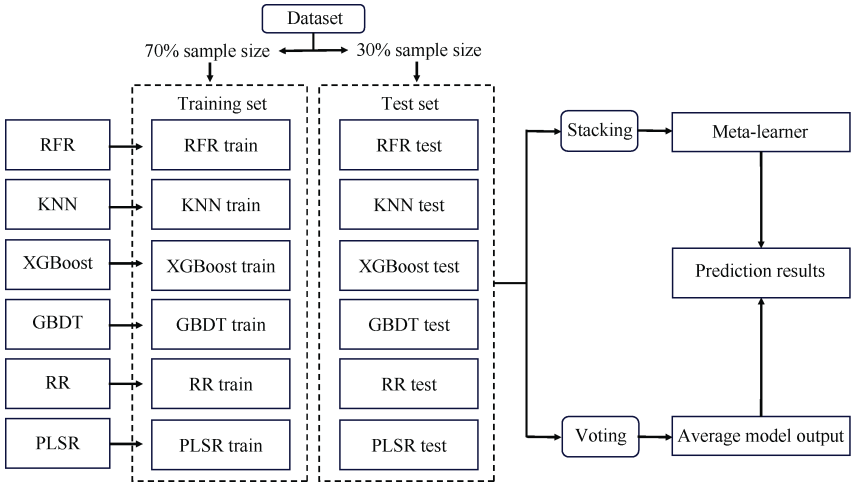


图 3 集成机器学习流程图

Fig. 3 Workflow of the ensemble machine-learning approach

RFR: 随机森林回归; KNN: *K* 近邻回归; XGBoost: 极端梯度提升; GBDT: 梯度提升决策树; RR: 岭回归; PLSR: 偏最小二乘回归; Voting: 投票法; Stacking: 堆叠泛化。

RFR, random forest regression; KNN, *K*-nearest neighbors regression; XGBoost, extreme gradient boosting; GBDT, gradient boosting decision tree; RR, ridge regression; PLSR, partial least squares regression; Voting, voting ensemble; Stacking, stacking ensemble.

1.6　精度检验

本研究使用决定系数(coefficient of determination, R^2)、均方根误差(root mean square error, RMSE)进行模型精度检验[30]。其中 R^2 越接近于 1, RMSE 越小, 模型精度越高。

1.7　数据统计与制图

使用 ENVI 5.6 实现高光谱数学变换, 使用 ArcGIS Pro 进行特征波段提取, 利用 PyCharm Community Edition 2022.1.4 实现光谱指数计算以及绘制光谱指数与饲用玉米叶片氮含量的相关性等势图, 使用 Origin 2021 绘制拟合图。

2　结果与分析

2.1　原始光谱的特征分析

根据饲用玉米不同生育期对应的冠层光谱反射率曲线可知, 不同时期原始光谱全波段反射率变化趋势基本一致(图 4)。在绿光波段(550 nm)和红光波段(680 nm)分别出现明显的反射峰和吸收谷, 冠层光谱反射率表现为蜡熟期>灌浆期>吐丝期; 近红外波段(750~998 nm)形成较高的反射率, 冠层光谱反射率表现为吐丝期>灌浆期>蜡熟期, 这与饲用玉米叶片氮含量随生育期推移下降有关。

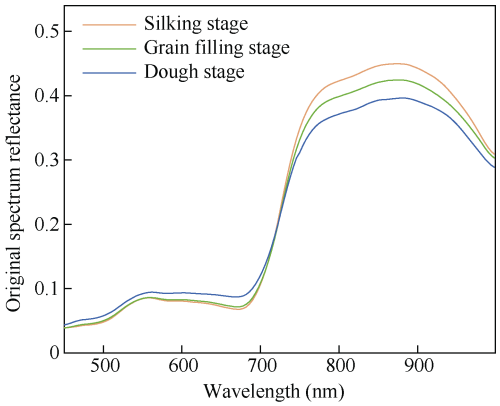
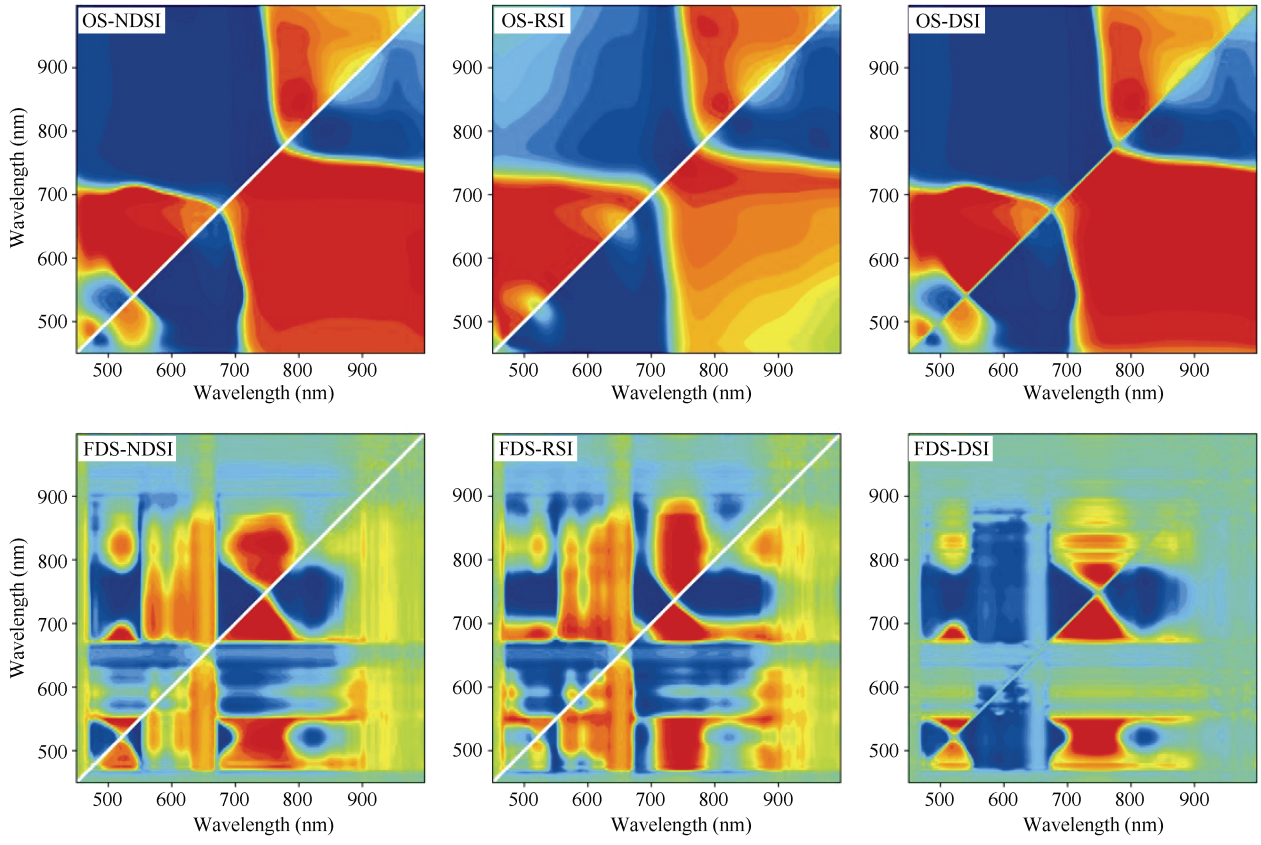


图 4　原始光谱特征
Fig. 4　Original spectral features

2.2　窄波段光谱指数与饲用玉米叶片氮含量的相关性分析

根据数学表达式(1)~(3)以任意两波段组合构建的 NDSI (R_i, R_j)、RSI (R_i, R_j)、DSI (R_i, R_j)与饲用玉米叶片氮含量的相关性等势图(图 5)。从相关性等势图中可以看出估测饲用玉米叶片氮含量的最佳波段组合。对于 NDSI (R_i, R_j)而言, 原始波段光谱相关性



(图 5)

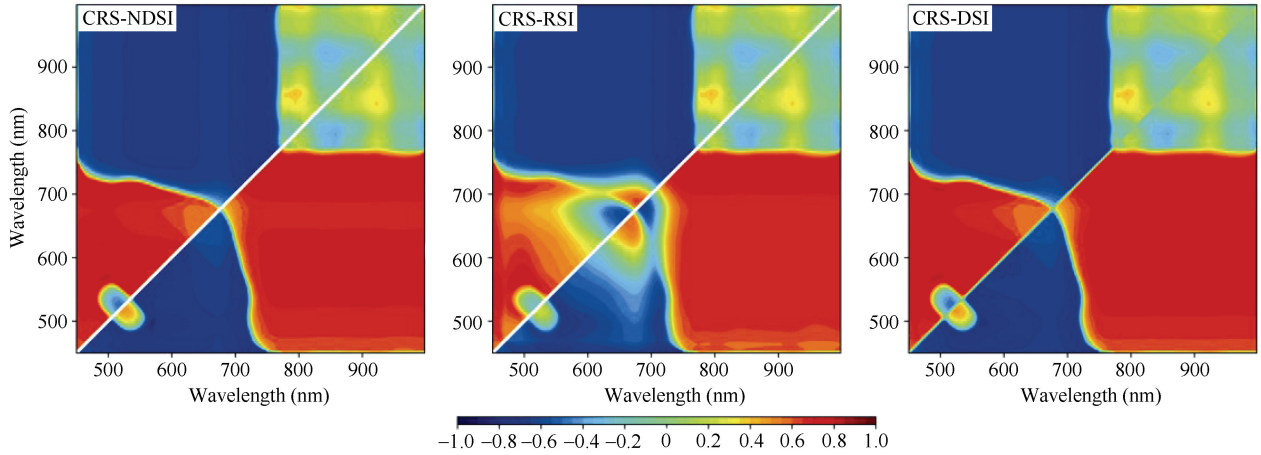


图 5 窄波段光谱指数与饲用玉米叶片氮含量的相关性等势图

Fig. 5 Contour maps of correlations between narrowband spectral indices and leaf nitrogen content in forage maize

OS: 原始光谱; FDS: 一阶导数光谱; CRS: 连续统去除光谱; NDSI: 归一化光谱指数; RSI: 比值光谱指数; DSI: 差值光谱指数。
OS, original spectra; FDS, first-derivative spectra; CRS, continuum-removed spectra; NDSI, normalized difference spectral index; RSI, ratio spectral index; DSI, difference spectral index.

高的波段集中在 630~750 nm, 相关性最好的波段组合是 NDSI (R_{630}, R_{506})、RSI (R_{746}, R_{750})、DSI (R_{630}, R_{506}), 相关系数分别为 0.7796、0.7137 和 0.7806, 以上结果均极显著。

一阶导数光谱相关性高的波段集中在 706~750 nm, 相关性最好的波段组合是 NDSI (R_{710}, R_{742})、RSI (R_{706}, R_{750})、DSI (R_{710}, R_{738}), 相关系数分别为 0.7904、0.7851 和 0.7995, 以上结果均极显著。连续统去除光谱相关性高的波段集中在 454~738 nm, 相关性最好的波段组合是 NDSI (R_{570}, R_{498})、RSI (R_{738}, R_{454})、DSI (R_{566}, R_{490}), 相关系数分别为 0.8074、0.7879 和 0.8094, 以上结果均极显著。以连续统去除变换构建的多光谱指数与饲用玉米叶片氮含量相关性最高, NDSI 和 DSI 均大于 0.8。光谱指数的最佳波段组合如表 3 所示。

2.3 基于窄波段光谱指数的饲用玉米叶片氮含量反演

本研究基于原始光谱、一阶导数变换光谱、连续统去除光谱变换的归一化、比值、差值 3 种植被指数构建模型, 通过比较 6 种基础机器学习模型的精度, 筛选 4 种精度最高的基础机器学习模型构建集成机器学习模型。6 种基础机器学习构建模型分别为随机森林回归、K 近邻回归、极端梯度提升、梯度提升决策树、岭回归和偏最小二乘回归, 各模型精度如表 4 所示。在使用植被指数结合机器学习模型估算饲用玉米叶片氮含量时, 比较基础机器学习模型发现, RFR、KNN、XGBoost 和 GBDT 模型在饲用玉米生长阶段表现出较高的精度, 测试集 R^2 为 0.7165~0.7713, RMSE 为 2.4265~2.8296。而 RR 和 PLSR 则精度较低。基础机器学习的实测值与预测值拟合图如图 6 所示。

表 3 窄波段光谱指数的最佳波段组合

Table 3 Optimal band combinations for narrowband spectral indices

变换光谱 Transform spectrum	光谱指数 Spectral indices	相关系数 Correlation coefficient
原始光谱 Original spectrum (OS)	NDSI (R_{630}, R_{506})	0.7796**
	RSI (R_{746}, R_{750})	0.7137**
	DSI (R_{630}, R_{506})	0.7806**
一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	NDSI (R_{710}, R_{742})	0.7904**
	RSI (R_{706}, R_{750})	0.7851**
	DSI (R_{710}, R_{738})	0.7995**
连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	NDSI (R_{570}, R_{498})	0.8074**
	RSI (R_{738}, R_{454})	0.7879**
	DSI (R_{566}, R_{490})	0.8094**

缩写同图 5。**: $P < 0.01$。Abbreviations are the same as those given in Fig. 5. **: $P < 0.01$.

表 4　6 种机器学习模型精度比较
Table 4　Accuracy comparison of six machine learning models

模型 Model	变换光谱 Transform spectrum	训练集 R^2 Train R^2	测试集 R^2 Test R^2	训练集 RMSE Train RMSE	测试集 RMSE Test RMSE
RFR	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.7370	0.7432	2.4977	2.5975
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.7503	0.7640	2.4336	2.4901
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.7352	0.7576	2.4980	2.5404
KNN	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.7201	0.7165	2.5300	2.8296
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.7500	0.7501	2.4350	2.5623
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.7198	0.7346	2.5695	2.6582
XGBoost	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.7892	0.7454	2.2361	2.5866
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.8156	0.7671	2.0991	2.4490
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.7886	0.7461	2.1655	2.7398
GBDT	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.7455	0.7432	2.4571	2.5976
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.7521	0.7713	2.4336	2.4265
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.7583	0.7373	2.4469	2.4995
RR	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.5577	0.6642	3.3320	2.7835
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.6025	0.7375	3.1384	2.4982
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.5627	0.6729	3.3303	2.7129
PLSR	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.6007	0.6984	3.1416	2.6837
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.6082	0.7333	3.1041	2.5445
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.6232	0.7391	3.0714	2.4592

缩写同图 3。R^2: 决定系数; RMSE: 均方根误差。
Abbreviations are the same as those given in Fig. 3. R^2: coefficient of determination; RMSE: root mean squared error.

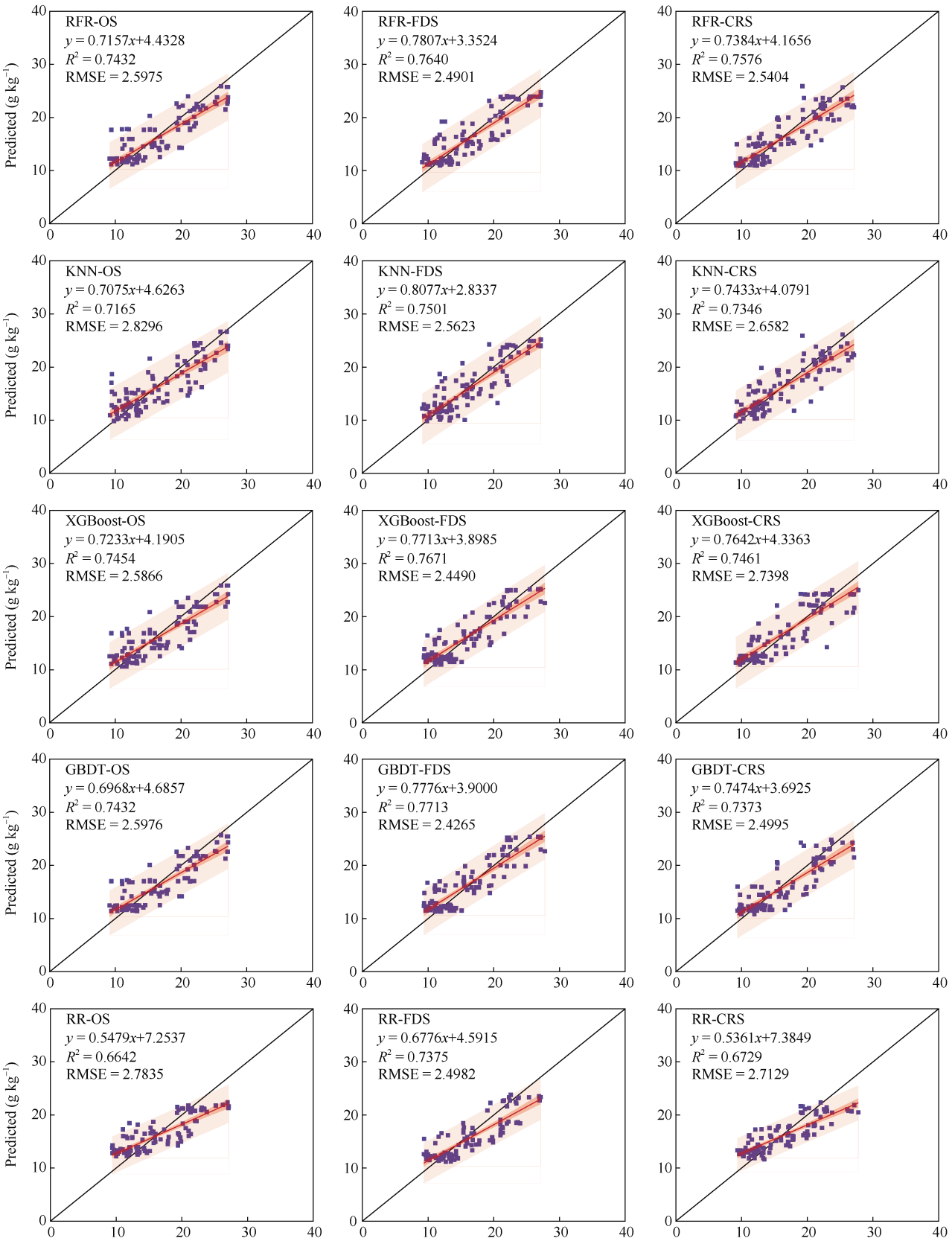
2.4　基于集成机器学习的饲用玉米叶片氮含量反演

筛选表现较好的 4 种模型构建 Voting 和 Stacking 集成机器学习模型。比较集成机器学习反演饲用玉米叶片氮含量的模型精度, 发现 Voting 和 Stacking 集成学习模型测试集 R^2 均大于 0.7459, RMSE 均小于 2.6358 (表 5)。其中, Voting 模型测试集 R^2 均在 0.7608 以上, 较 Stacking 模型表现出更优的预测性能。以一阶导数变换光谱的 Voting 模型精度最高, R^2 为 0.8152, RMSE 为 2.1253。集成机器学习的实测值与预测值拟合图如图 7 所示。图 8 使用 Voting-FDS 模型对 2024 年饲用玉米吐丝期、灌浆期和蜡熟期进行反演并与实际测量值进行对比, 取得了较好的反演结果。

表 5　2 种集成机器学习模型精度比较
Table 5　Accuracy comparison of two ensemble machine learning models

模型 Model	变换光谱 Transform spectrum	训练集 R^2 Train R^2	测试集 R^2 Test R^2	训练集 RMSE Train RMSE	测试集 RMSE Test RMSE
Voting	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.7899	0.7608	2.1835	2.5920
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.8251	0.8152	2.0115	2.1253
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.8236	0.7717	2.0906	2.3304
Stacking	原始光谱 Original spectrum (OS)	0.6958	0.7530	2.6865	2.5476
	一阶导数光谱 First derivative spectrum (FDS)	0.7589	0.7529	2.3907	2.4502
	连续统去除光谱 Continuum removal spectrum (CRS)	0.7377	0.7459	2.4712	2.6358

缩写同图 3。R^2: 决定系数; RMSE: 均方根误差。
Abbreviations are the same as those given in Fig. 3. R^2: coefficient of determination; RMSE: root mean squared error.


RFR-OS
y = 0.7157x+4.4328
R² = 0.7432
RMSE = 2.5975
RFR-FDS
y = 0.7807x+3.3524
R² = 0.7640
RMSE = 2.4901
RFR-CRS
y = 0.7384x+4.1656
R² = 0.7576
RMSE = 2.5404
KNN-OS
y = 0.7075x+4.6263
R² = 0.7165
RMSE = 2.8296
KNN-FDS
y = 0.8077x+2.8337
R² = 0.7501
RMSE = 2.5623
KNN-CRS
y = 0.7433x+4.0791
R² = 0.7346
RMSE = 2.6582
XGBoost-OS
y = 0.7233x+4.1905
R² = 0.7454
RMSE = 2.5866
XGBoost-FDS
y = 0.7713x+3.8985
R² = 0.7671
RMSE = 2.4490
XGBoost-CRS
y = 0.7642x+4.3363
R² = 0.7461
RMSE = 2.7398
GBDT-OS
y = 0.6968x+4.6857
R² = 0.7432
RMSE = 2.5976
GBDT-FDS
y = 0.7776x+3.9000
R² = 0.7713
RMSE = 2.4265
GBDT-CRS
y = 0.7474x+3.6925
R² = 0.7373
RMSE = 2.4995
RR-OS
y = 0.5479x+7.2537
R² = 0.6642
RMSE = 2.7835
RR-FDS
y = 0.6776x+4.5915
R² = 0.7375
RMSE = 2.4982
RR-CRS
y = 0.5361x+7.3849
R² = 0.6729
RMSE = 2.7129
Predicted (g kg⁻¹)
0
10
20
30
40

(图 6)

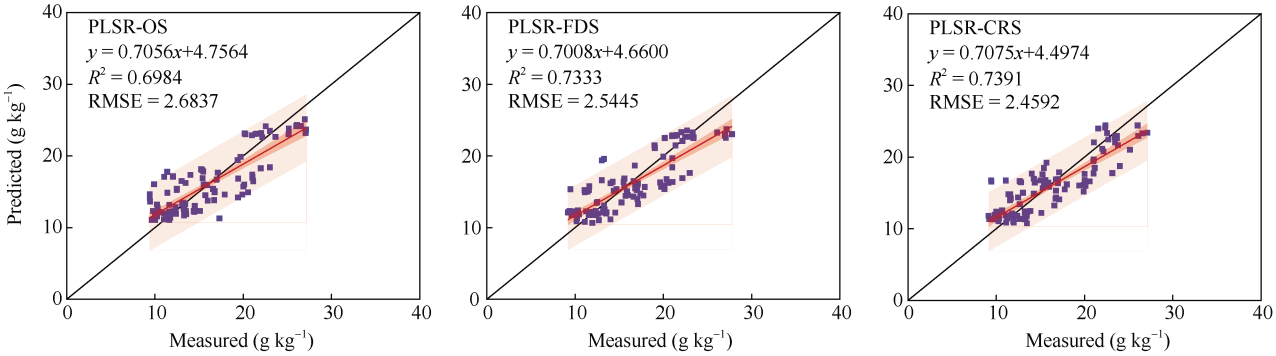


图 6　6 种机器学习模型的实测值与预测值拟合图

Fig. 6　Measured vs predicted values for the six machine-learning models

缩写同图 3 和图 5。R^2: 决定系数; RMSE: 均方根误差。

Abbreviations are the same as those given in Fig. 3 and Fig. 5. R^2: coefficient of determination; RMSE: root mean squared error.

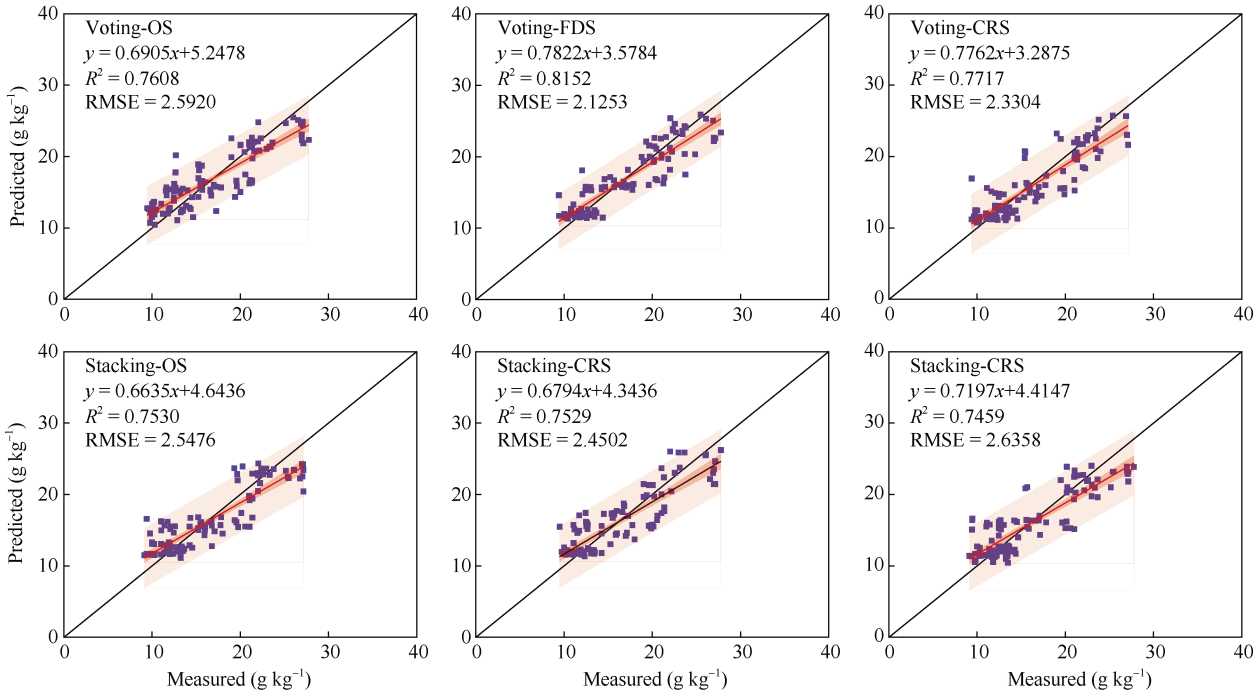


图 7　Voting 和 Stacking 集成机器学习模型的实测值与预测值拟合图

Fig. 7　Scatter plots of measured vs predicted values for Voting and Stacking ensemble machine learning models

缩写同图 3 和图 5。R^2: 决定系数; RMSE: 均方根误差。

Abbreviations are the same as those given in Fig. 3 and Fig. 5. R^2: coefficient of determination; RMSE: root mean squared error.

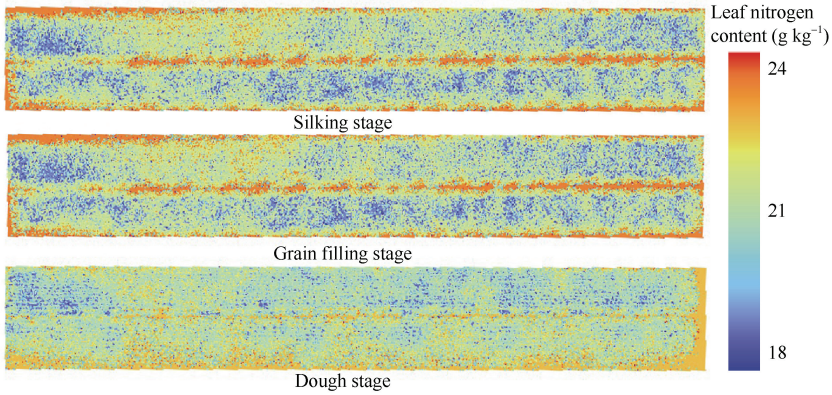


图 8　Voting-FDS 模型反演 2024 年饲用玉米叶片氮含量

Fig. 8　Spatial inversion of leaf nitrogen content in forage maize in 2024 using the Voting-FDS model

3 讨论

3.1 窄波段光谱指数构建

氮是植物生长最需要的营养物质并且需求量随着生育期而变化, 显著影响玉米的产量和品质[4,18]。叶片氮含量是表征植物叶片氮素营养的主要指标, 通过监测叶片氮含量可以制定合理的施肥措施[3], 但作物冠层结构在不同的生长阶段、营养条件和品种之间均存在差异, 也会导致冠层光谱反射率的变化[38], 因此利用饲用玉米生长关键期的高光谱数据建立叶片氮含量估测模型。SG 卷积平滑处理光谱使其降噪的同时保持原有信号特征并提高建模精度[18,25], 原始光谱噪音明显减少且光谱曲线趋势无明显变化。一阶导数变换可消除部分土壤背景的影响, 增强光谱变量和目标变量的相关性, 便于捕捉光谱中的关键信息[11]。连续统去除法对原始光谱曲线进行归一化处理以突出光谱曲线的特征, 有利于光谱曲线间进行特征比较[39-40]。因此本研究采用一阶导数和连续统去除变换进行光谱变换, 结果表明变换后的光谱特征突出, 便于光谱指数的构建。作物叶片氮主要以叶绿素和蛋白质的形式存在[41], 其光学性质是作物高光谱氮含量估测的基础。叶绿素主要影响 400~700 nm 波段的反射率, 而蛋白质的吸收特征大多位于较长波段, 通常较弱[42]。本研究通过相关性等势图探究窄波段光谱指数与饲用玉米叶片氮含量之间的相关性, 筛选出特征波段位于 450~750 nm。结果与已有研究一致, 用于作物氮素状况评价的可见光波段主要集中在 400~780 nm [43]。由于归一化植被指数(NDVI)等与部分农学参数存在“饱和”现象, 从而降低预测模型的精度[44], 因此本研究对高光谱进行窄波段光谱指数构建。原始光谱和变换光谱构建的 NDSI、RSI、DSI 与饲用玉米叶片氮含量相关性为 0.7137~0.8094。一阶导数变换光谱相关性最好的波段组合是 NDSI (R_{710}, R_{742})、RSI (R_{706}, R_{750})、DSI (R_{710}, R_{738}), 相关系数分别为 0.7904、0.7851 和 0.7995; 连续统去除变换光谱相关性最好的波段组合是 NDSI (R_{570}, R_{498})、RSI (R_{738}, R_{454})、DSI (R_{566}, R_{490}), 相关系数分别为 0.8074、0.7879 和 0.8094, 以上结果均极显著。结果表明, 使用一阶导数和连续统去除变换构建的窄波段光谱指数与饲用玉米叶片氮含量具有较高的相关性。

3.2 集成学习模型

在构建农学参数估测模型方面, 使用多个光谱指数构建的模型相较于单个光谱指数估测精度更高[45-46]。本研究使用 NDSI、RSI、DSI 光谱指数通过 RFR、KNN、XGBoost 和 GBDT 构建的模型在饲用玉米生长阶段表现出较高的精度, 测试集 R^2 为 0.7165~0.7713, RMSE 为 2.4265~2.8296。而 RR 和 PLSR 构建的模型精度较低, 因此在集成学习中不使用。集成学习在农业方面较传统机器学习优势明显[22], 对数据的适应能力较强, 相对单一算法具有较强的抗噪性能和拟合能力[47]。因此选用 RFR、KNN、XGBoost 和 GBDT 构建 Voting 和 Stacking 集成机器学习模型。结果表明选用精度较高的传统机器学习构建集成学习模型可以得到精度更高的估测模型, 且均高于传统机器学习, Voting 和 Stacking 集成学习模型测试集 R^2 均大于 0.7459, RMSE 均小于 2.6358。一阶导数变换能降低噪音对信息的影响, 增强所有生化成分光谱吸收特征的对比度[26]。同时 Voting 模型通过综合各模型在特定方面的优势来提升整体性能, 展现出对多种模型的整合能力, 使得最终的预测更加稳定。因此, Voting-FDS 模型较 Stacking 模型表现出更优的预测性能, 模型训练集和测试集 R^2 分别为 0.8251 和 0.8152。虽然模型训练集性能略优, 但两者 R^2 和 RMSE 差值均在正常范围内, 这符合机器学习模型的一般规律, 表明模型泛化能力良好。使用 Voting-FDS 模型对 2024 年饲用玉米吐丝期、灌浆期和蜡熟期进行反演, 结果显示较传统机器学习模型精度明显提高。玉米进入生殖生长期后, 营养器官中的氮转移至籽粒中[48], 其玉米叶片衰老引起冠层光谱特征变化, 对高光谱数据的获取产生影响, 因此该模型对饲用玉米蜡熟期叶片氮含量的反演效果不佳。

4 结论

本研究首先通过对近地面无人机拍摄获取的高光谱数据进行 SG 卷积平滑降噪后, 使用原始光谱、一阶导数和连续统去除变换光谱曲线构建任意两波段组合的 NDSI、RSI 和 DSI 光谱指数, 变换光谱较原始波段光谱显著提高窄波段光谱指数与饲用玉米叶片氮含量的相关性。然后, 采用 RFR、KNN、XGBoost、GBDT、RR 和 PLSR 构建估测模型发现, RFR、KNN、XGBoost 和 GBDT 模型在饲用玉米生长阶段估测叶片氮含量时表现出较高的精度, 选用这 4 种基础模型构建 Voting 和 Stacking 集成学习模型, 模型测试集 R^2 均大于 0.7459, RMSE 均小于

2.6358, 其中以一阶导数变换光谱的 Voting 模型精度最高, R^2 为 0.8152, RMSE 为 2.1253, 表现出更优的预测性能。使用 Voting-FDS 模型对 2024 年饲用玉米吐丝期、灌浆期和蜡熟期叶片氮含量进行反演, 结果表明该模型可以在饲用玉米关键生育期对叶片氮含量进行快速估测, 为田间养分管理和高效优质生产提供理论参考。

References

[1] 伏桂华, 杨宝良, 张飞, 等. 尿素对全株玉米青贮饲料发酵品质和饲料营养价值的影响. 饲料研究, 2021, 44(14): 117–119.
Fu G H, Yang B L, Zhang F, et al. Effect of urea on fermentation quality and nutritional value of whole corn silage. Feed Res, 2021, 44(14): 117–119 (in Chinese with English abstract).

[2] 赵春江, 薛绪掌, 王秀, 等. 精准农业技术体系的研究进展与展望. 农业工程学报, 2003, 19(4): 7–12.
Zhao C J, Xue X Z, Wang X, et al. Advance and prospects of precision agriculture technology system. Trans CSAE, 2003, 19(4): 7–12 (in Chinese with English abstract).

[3] Liu H Y, Zhu H C, Wang P. Quantitative modelling for leaf nitrogen content of winter wheat using UAV-based hyperspectral data. Int J Remote Sens, 2017, 38: 2117–2134.

[4] Li F, Mistele B, Hu Y C, et al. Reflectance estimation of canopy nitrogen content in winter wheat using optimised hyperspectral spectral indices and partial least squares regression. Eur J Agron, 2014, 52: 198–209.

[5] Erdle K, Mistele B, Schmidhalter U. Comparison of active and passive spectral sensors in discriminating biomass parameters and nitrogen status in wheat cultivars. Field Crops Res, 2011, 124: 74–84.

[6] Li F, Mistele B, Hu Y C, et al. Optimising three-band spectral indices to assess aerial N concentration, N uptake and aboveground biomass of winter wheat remotely in China and Germany. ISPRS J Photogramm Remote Sens, 2014, 92: 112–123.

[7] 王莉雯, 卫亚星. 植被氮素浓度高光谱遥感反演研究进展. 光谱学与光谱分析, 2013, 33: 2823–2827.
Wang L W, Wei Y X. Progress in inversion of vegetation nitrogen concentration by hyperspectral remote sensing. Spectrosc Spectral Anal, 2013, 33: 2823–2827 (in Chinese with English abstract).

[8] 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. 农业工程学报, 2019, 35(8): 126–133.
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. Trans CSAE, 2019, 35(8): 126–133 (in Chinese with English abstract).

[9] 徐浩聪, 姚波, 王权, 等. 基于叶片反射光谱估测水稻氮营养指数. 中国农业科学, 2021, 54: 4525–4539.
Xu H C, Yao B, Wang Q, et al. Determination of suitable band width for estimating rice nitrogen nutrition index based on leaf reflectance spectra. Sci Agric Sin, 2021, 54: 4525–4539 (in Chinese with English abstract).

[10] 李岚涛, 李静, 明金, 等. 冬油菜叶面积指数高光谱监测最佳波宽与有效波段研究. 农业机械学报, 2018, 49(2): 156–165.
Li L T, Li J, Ming J, et al. Selection optimization of hyperspectral bandwidth and effective wavelength for predicting leaf area index in winter oilseed rape. Trans CSAM, 2018, 49(2): 156–165 (in Chinese with English abstract).

[11] 秦占飞, 常庆瑞, 谢宝妮, 等. 基于无人机高光谱影像的引黄灌区水稻叶片全氮含量估测. 农业工程学报, 2016, 32(23): 77–85.
Qin Z F, Chang Q R, Xie B N, et al. Rice leaf nitrogen content estimation based on hysperspectral imagery of UAV in Yellow River diversion irrigation district. Trans CSAE, 2016, 32(23): 77–85 (in Chinese with English abstract).

[12] Gitelson A A, Peng Y, Arkebauer T J, et al. Relationships between gross primary production, green LAI, and canopy chlorophyll content in maize: implications for remote sensing of primary production. Remote Sens Environ, 2014, 144: 65–72.

[13] Bolton D K, Friedl M A. Forecasting crop yield using remotely sensed vegetation indices and crop phenology metrics. Agric For Meteor, 2013, 173: 74–84.

[14] Zhang J Y, Liu X, Liang Y, et al. Using a portable active sensor to monitor growth parameters and predict grain yield of winter wheat. Sensors, 2019, 19: 1108.

[15] Marang I J, Filippi P, Weaver T B, et al. Machine learning optimised hyperspectral remote sensing retrieves cotton nitrogen status. Remote Sens, 2021, 13: 1428.

[16] 姚霞, 朱艳, 田永超, 等. 小麦叶层氮含量估测的最佳高光谱参数研究. 中国农业科学, 2009, 42: 2716–2725.
Yao X, Zhu Y, Tian Y C, et al. Research of the optimum hyperspectral vegetation indices on monitoring the nitrogen content in wheat leaves. Sci Agric Sin, 2009, 42: 2716–2725 (in Chinese with English abstract).

[17] 王玉娜, 李粉玲, 王伟东, 等. 基于无人机高光谱的冬小麦氮素营养监测. 农业工程学报, 2020, 36(22): 31–39.
Wang Y N, Li F L, Wang W D, et al. Monitoring of winter wheat nitrogen nutrition based on UAV hyperspectral images. Trans CSAE, 2020, 36(22): 31–39 (in Chinese with English abstract).

[18] 刘昌华, 方征, 陈志超, 等. ASD Field Spec3 野外便携式高光谱仪诊断冬小麦氮营养. 农业工程学报, 2018, 34(19): 162–169.
Liu C H, Fang Z, Chen Z C, et al. Nitrogen nutrition diagnosis of winter wheat based on ASD Field Spec3. Trans CSAE, 2018, 34(19): 162–169 (in Chinese with English abstract).

[19] Feng L W, Zhang Z, Ma Y C, et al. Alfalfa yield prediction using UAV-based hyperspectral imagery and ensemble learning. Remote Sens, 2020, 12: 2028.

[20] Fu P, Meacham-Hensold K, Guan K Y, et al. Hyperspectral leaf reflectance as proxy for photosynthetic capacities: an ensemble approach based on multiple machine learning algorithms. Front Plant Sci, 2019, 10: 730.

[21] Healey S P, Cohen W B, Yang Z Q, et al. Mapping forest change using stacked generalization: an ensemble approach. Remote Sens Environ, 2018, 204: 717–728.

[22] Peppes N, Daskalakis E, Alexakis T, et al. Performance of machine learning-based multi-model voting ensemble methods for network threat detection in agriculture 4.0. Sensors, 2021, 21: 7475.

[23] 符欣彤, 常庆瑞, 张佑铭, 等. 基于 Stacking 集成学习的猕猴

桃叶片叶绿素含量估算. 干旱地区农业研究, 2023, 41(4): 247–256.
Fu X T, Chang Q R, Zhang Y M, et al. Estimation of kiwifruit leaf chlorophyll content based on Stacking ensemble learning. Agric Res Arid Areas, 2023, 41(4): 247–256 (in Chinese with English abstract).

[24] 鲍士旦. 土壤农化分析(第 3 版). 北京: 中国农业出版社, 2000.
Bao S D. Soil and Agricultural Chemistry Analysis. 3rd edn. Beijing: China Agriculture Press, 2000 (in Chinese).

[25] 陈树人, 邹华东, 吴瑞梅, 等. 基于高光谱图像技术的稻田苗期杂草稻识别. 农业机械学报, 2013, 44(5): 253–257.
Chen S R, Zou H D, Wu R M, et al. Identification for weedy rice at seeding stage based on hyper-spectral imaging technique. Trans CSAM, 2013, 44(5): 253–257 (in Chinese with English abstract).

[26] 陈晓凯, 李粉玲, 王玉娜, 等. 无人机高光谱遥感估算冬小麦叶面积指数. 农业工程学报, 2020, 36(22): 40–49.
Chen X K, Li F L, Wang Y N, et al. Estimation of winter wheat leaf area index based on UAV hyperspectral remote sensing. Trans CSAE, 2020, 36(22): 40–49 (in Chinese with English abstract).

[27] Grimm R, Behrens T, Märker M, et al. Soil organic carbon concentrations and stocks on Barro Colorado Island: digital soil mapping using Random Forests analysis. Geoderma, 2008, 146: 102–113.

[28] 张东彦, 韩宣宣, 林芬芳, 等. 基于多源无人机影像特征融合的冬小麦 LAI 估算. 农业工程学报, 2022, 38(9): 171–179.
Zhang D Y, Han X X, Lin F F, et al. Estimation of winter wheat leaf area index using multi-source UAV image feature fusion. Trans CSAE, 2022, 38(9): 171–179 (in Chinese with English abstract).

[29] 岳继博, 杨贵军, 冯海宽. 基于随机森林算法的冬小麦生物量遥感估算模型对比. 农业工程学报, 2016, 32(18): 175–182.
Yue J B, Yang G J, Feng H K. Comparative of remote sensing estimation models of winter wheat biomass based on random forest algorithm. Trans CSAE, 2016, 32(18): 175–182 (in Chinese with English abstract).

[30] Cosenza D N, Korhonen L, Maltamo M, et al. Comparison of linear regression, *k*-nearest neighbour and random forest methods in airborne laser-scanning-based prediction of growing stock. Forestry, 2021, 94: 311–323.

[31] 何龙. 深入理解 XGBoost: 高效机器学习算法与进阶. 北京: 机械工业出版社, 2020. pp 100–192.
He L. Understanding XGBoost: Efficient Machine Learning Algorithm and Advanced. Beijing: China Machine Press, 2020. pp 100–192 (in Chinese).

[32] Ma X L, Ding C, Luan S, et al. Prioritizing influential factors for freeway incident clearance time prediction using the gradient boosting decision trees method. IEEE Trans Intell Transp Syst, 2017, 18: 2303–2310.

[33] Ji S, Gu C, Xi X B, et al. Quantitative monitoring of leaf area index in rice based on hyperspectral feature bands and ridge regression algorithm. Remote Sens, 2022, 14: 2777.

[34] 王圆圆, 李贵才, 张立军, 等. 利用偏最小二乘回归从冬小麦冠层光谱提取叶片含水量. 光谱学与光谱分析, 2010, 30: 1070–1074.
Wang Y Y, Li G C, Zhang L J, et al. Retrieval of leaf water content of winter wheat from canopy hyperspectral data using partial least square regression. Spectrosc Spectr Anal, 2010, 30: 1070–1074 (in Chinese with English abstract).

[35] 付元元, 王纪华, 杨贵军, 等. 应用波段深度分析和偏最小二乘回归的冬小麦生物量高光谱估算. 光谱学与光谱分析, 2013, 32: 1315–1319.
Fu Y Y, Wang J H, Yang G J, et al. Band depth analysis and partial least square regression based winter wheat biomass estimation using hyperspectral measurements. Spectrosc Spectr Anal, 2013, 32: 1315–1319 (in Chinese with English abstract).

[36] 陈帼, 徐新刚, 杜晓初, 等. 基于 PLS 和组合预测方法的冬小麦收获指数高光谱估测. 中国农业信息, 2019, 31(2): 28–38.
Chen G, Xu X G, Du X C, et al. Estimation of winter harvest index based on PLS and combined prediction method. China Agric Inform, 2019, 31(2): 28–38 (in Chinese with English abstract).

[37] 邹泽林, 程霞, 刘紫薇, 等. Stacking 集成学习模型在森林蓄积量估测中的应用. 湖北林业科技, 2023, 52(4): 52–57.
Zou Z L, Cheng X, Liu Z W, et al. Application of stacking ensemble learning model in forest volume estimation. Hubei Sci Technol, 2023, 52(4): 52–57 (in Chinese with English abstract).

[38] Zou X C, Mõttus M. Sensitivity of common vegetation indices to the canopy structure of field crops. Remote Sens, 2017, 9: 994.

[39] Luo L L, Chang Q R, Gao Y F, et al. Combining different transformations of ground hyperspectral data with unmanned aerial vehicle (UAV) images for anthocyanin estimation in tree peony leaves. Remote Sens, 2022, 14: 2271.

[40] 韩兆迎, 朱西存, 刘庆, 等. 黄河三角洲土壤有机质含量的高光谱反演. 植物营养与肥料学报, 2014, 20: 1545–1552.
Han Z Y, Zhu X C, Liu Q, et al. Hyperspectral inversion models for soil organic matter content in the Yellow River Delta. J Plant Nutr Fert, 2014, 20: 1545–1552 (in Chinese with English abstract).

[41] Ollinger S V. Sources of variability in canopy reflectance and the convergent properties of plants. New Phytol, 2011, 189: 375–394.

[42] Kokaly R F, Asner G P, Ollinger S V, et al. Characterizing canopy biochemistry from imaging spectroscopy and its application to ecosystem studies. Remote Sens Environ, 2009, 113: S78–S91.

[43] 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. Eur J Agron, 2021, 124: 126241.

[44] 韩兆迎, 朱西存, 王凌, 等. 基于连续统去除法的苹果树冠 SPAD 高光谱估测. 激光与光电子学进展, 2016, 53(2): 214–223.
Han Z Y, Zhu X C, Wang L, et al. Hyperspectral evaluation of SPAD value of apple tree canopy based on continuum-removed method. Laser Optoelectron Prog, 2016, 53(2): 214–223 (in Chinese with English abstract).

[45] 由明明, 常庆瑞, 田明璐, 等. 基于随机森林回归的油菜叶片 SPAD 值遥感估算. 干旱地区农业研究, 2019, 37(1): 74–81.
You M M, Chang Q R, Tian M L, et al. Estimation of rapeseed leaf SPAD value based on random forest regression. Agric Res Arid Areas, 2019, 37(1): 74–81 (in Chinese with English abstract).

[46] 李媛媛, 常庆瑞, 刘秀英, 等. 基于高光谱和 BP 神经网络的

玉米叶片 SPAD 值遥感估算. 农业工程学报, 2016, 32(16): 135–142.
Li Y Y, Chang Q R, Liu X Y, et al. Estimation of maize leaf SPAD value based on hyperspectrum and BP neural network. Trans CSAE, 2016, 32(16): 135–142 (in Chinese with English abstract).

[47] 费帅鹏, 禹小龙, 兰铭, 等. 基于高光谱遥感和集成学习方法的冬小麦产量估测研究. 中国农业科学, 2021, 54: 3417–3427.
Fei S P, Yu X L, Lan M, et al. Research on winter wheat yield estimation based on hyperspectral remote sensing and ensemble learning method. Sci Agric Sin, 2021, 54: 3417–3427 (in Chinese with English abstract).

[48] Masclaux C, Valadier M H, Brugière N, et al. Characterization of the sink/source transition in tobacco (*Nicotiana tabacum* L.) shoots in relation to nitrogen management and leaf senescence. Planta, 2000, 211: 510–518.