DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.007

面向无人机变量施肥的寒地水稻叶绿素高光谱反演方法研究

李洪波[1,2]，谭博源[1]，吕振阳[1,2]，张延鸿[1]，林腾辉[3]，苏中滨[1,2*]

（1. 东北农业大学智能科学与工程学院，黑龙江哈尔滨，150030；2. 农业农村部东北智慧农业技术重点实验室，黑龙江哈尔滨，150030；3. 东北农业大学农业装备与能源工程学院，黑龙江哈尔滨，150030）

摘要：水稻生产中无人机施肥应用日益广泛，但施肥处方多依赖经验，缺乏基于作物生长实况养分状态的决策支持；同时，高光谱反演在数据处理与模型构建方面仍存在局限，难以实现寒地水稻叶绿素水平的高精度估测，从而制约变量施肥的精准实施。针对上述问题，本研究在多种光谱预处理方法的基础上，结合UVE、CARS、IRIV和VISSA等特征变量筛选方法进行关键波段提取，构建LSSVR、PSO-LSSVR、PLSR及深度学习1DCNN-WN模型对水稻叶绿素含量进行反演，并进一步基于反演结果生成氮素施肥处方图，以指导分蘖期无人机变量施肥作业。结果表明：在各模型最优预处理与特征筛选组合下，SNV-IRIV-1DCNN-WN模型反演精度最高，R^2为0.687，较SNV-UVE-LSSVR、NL-VISSA-PSO-LSSVR和MSC-IRIV-PLSR分别提高0.047、0.031和0.027，*RMSE*分别降低0.281、0.147和0.107。基于施肥决策模型生成的处方图用于指导无人机变量施肥作业时，不施肥（N0）、少施肥（N1）、标准施肥（N2）和过量施肥（N3）处理的变异系数分别为6.08%、4.16%、3.42%和3.07%，施肥均匀性良好。研究结果可为寒地水稻高光谱特征解析及其生长信息的快速无损监测与精准施肥提供理论依据和技术支撑。

关键词：寒地水稻；高光谱；叶绿素反演；精准施肥；无人机；机器学习

中图分类号：S224.21 **文献标识码**：A **文章编号**：2096-7217（2026）02-0077-14

李洪波，谭博源，吕振阳，张延鸿，林腾辉，苏中滨. 面向无人机变量施肥的寒地水稻叶绿素高光谱反演方法研究[J]. 智能化农业装备学报（中英文），2026，7(2)：77－90

Li Hongbo, Tan Boyuan, Lü Zhenyang, Zhang Yanhong, Lin Tenghui, Su Zhongbin. Study on hyperspectral chlorophyll retrieval methods for cold-region rice oriented toward UAV variable fertilization [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(2): 77－90

0 引言

中国是世界上最大的水稻生产国和消费国，其水稻产量约占全球的30%，消费量约占28%[1]。北方寒地水稻作为我国重要主产区之一，在生产过程中常受积温不足影响，导致生长进程受限，从而对养分供给的时效性与精准性提出更高要求。施肥作为调控水稻生长发育的关键措施，其投入水平直接影响群体结构与产量形成。尤其在水稻生长的第一个需肥高峰期——分蘖期，施肥不足易导致分蘖受限、群体规模偏小、有效穗减少，进而引发减产；而过量施肥则会造成无效分蘖增加、群体过密、养分利用率下降以及土壤板结等问题。因此，在分蘖期对水稻施肥量进行精准调控具有重要意义。

随着无人机技术的商业化发展，其在农业领域的应用日益广泛，已在播种、植保喷药、施肥等环节实现规模化应用。然而，当前无人机施肥过程中，施肥处方多依赖经验，缺乏基于作物养分状态与生长状况的动态决策机制，制约精准施肥水平的进一步提升。处方决策是实现精准施控的核心，其精度高度依赖于对作物养分信息的准确获取。传统基于田间采样的化学检测方法虽具有较高精度，但存在破坏性强、检测周期长、人工与耗材成本高以及空间覆盖范围有限等问题，难以满足大规模农田快速、连续监测的需求。因此，亟需发展高时效、高精度的作物养分监测技术。高光谱技术因具有无损检测、响应快速、成本相对较低及覆盖

收稿日期：2026-04-10 修回日期：2026-04-30

基金项目：国家重点研发计划（2021YFD200060502）；黑龙江省重点研发计划（GZ2024003）；黑龙江省智慧农业产业技术协同创新推广体系（2025）

第一作者：李洪波，男，1979年生，内蒙古赤峰人，硕士，讲师；研究方向为无人（少人）智慧农场建设与专用装备。E-mail：lihongbo19790127@126.com

*通信作者：苏中滨，男，1965年生，陕西咸阳人，博士，教授；研究方向为农业人工智能装备设计。E-mail：suzb001@163.com

范围广等优势,为大田作物生化成分的高效获取与精准表征提供了重要技术途径[2]。

作物叶绿素含量是表征作物生长状态的重要生理指标,对其进行监测能够及时获取作物生长信息并反映生理状态变化,为田间管理提供关键依据。研究表明[3],叶绿素含量不仅直接关联作物光合作用能力,还能反映其营养状况与生长态势;同时,氮素作为叶绿素的重要组成成分,二者之间具有显著正相关关系。因此,基于叶绿素含量的监测对于评估水稻生长状况及指导施肥调控具有重要意义。围绕作物叶绿素含量的快速、准确监测,国内外学者已开展了大量研究工作,从机理模型、多源遥感到数据驱动方法均取得了丰富成果。Croft 等[4]基于 PROSPECT4/5 模型与 Landsat 数据实现了叶片与冠层尺度的耦合反演,Moharana 等[5]利用高光谱数据构建多种植被指数模型以表征水稻叶绿素空间分布,Swain 等[6-7]则依托无人机多/高光谱数据,结合统计回归与随机森林等方法提升了复杂环境下的反演精度;在高分辨率观测层面,Jay 等[8-9]进一步从地面与机载尺度提高了叶绿素估测的空间精细度与时空一致性。

国内学者结合多源数据与模型优化开展了大量应用研究,付波霖等[10]利用卫星数据与集成学习方法实现冠层叶绿素高精度反演,吴保升等[11]通过卫星与地面光谱融合构建小麦叶绿素反演模型,刘兵等[12-13]在无人机尺度引入特征选择方法与改进模型结构以提升反演性能,房贤一等[14-15]则通过光谱预处理与模型优化增强了地面尺度预测能力。近年来,随着无人机遥感技术的发展,基于多光谱和高光谱数据的水稻叶绿素及氮素反演研究不断深入。

相关研究表明,无人机高光谱数据结合多模型方法可实现对水稻冠层叶绿素的有效反演[16],多源遥感数据融合能够进一步提升氮素监测精度[17];同时,无人机平台在不同品种与生育阶段的叶绿素动态监测中表现出良好应用潜力[18]。

综上,现有研究虽已在多尺度观测与多模型构建方面取得显著进展,但仍以传统光谱指数和常规机器学习方法为主,特征波段筛选方法相对单一,对光谱信息挖掘深度有限。当前深度学习在作物叶绿素高光谱反演中存在两方面突出局限:(1)多以简单 CNN、DNN 等基础结构为主,缺乏针对高光谱连续波段特性的轻量化、高鲁棒性网络设计;(2)极少与光谱预处理、特征波段筛选形成一体化建模流程,未能充分发挥深度学习在非线性特征提取与复杂光谱映射上的优势。

针对上述问题,本文以东北寒地水稻为研究对象,利用手持式高光谱相机采集叶片光谱数据,并辅以理化分析获取叶绿素含量。在此基础上,重点分析光谱预处理与特征波段筛选对叶绿素反演精度的影响,并引入深度学习方法开展养分反演模型研究。进一步结合反演结果生成施肥处方图,应用于无人机变量施肥控制系统,并对其进行优化与喷施效果验证。

1 材料与方法

1.1 研究区域与试验处理

本研究选择芳香稻 2 号为供试品种,在寒地水稻田开展不同施肥水平试验,试验地点位于黑龙江省哈尔滨市方正县。其土壤类型为黑土,生育期为分蘖期。

试验共设 4 种施肥水平,分别为 N0,N1,N2,N3。其中 N2 为当地水稻种植地区的标准施肥量(157.5 kg/hm^2),N1 代表施肥量不足(120 kg/hm^2),N3 代表过量施肥(180 kg/hm^2),N0 为空白对照。其余磷肥和钾肥的施用按照当地标准施用量进行,其中磷肥标准施用量为 52.5 kg/hm^2,钾肥标准施用量为 18 kg/hm^2。如图 1 所示,4 个不同施肥水平试验区采取随机分布的方式,每个试验区分别进行 3 次重复试验,一共为 12 个试验区。试验过程中,在每个试验区选取 10 个分布均匀、有代表性的水稻植株作为样本采集点,之后在每个样本采集点的水稻植株中随机选取 5 片叶片作为试验样本,试验样本总数为 600 个。

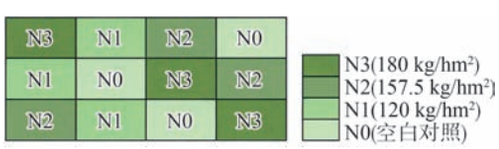


图 1 试验区分布图

Figure 1 Distribution map of test area

1.2 高光谱数据获取与叶绿素含量测定

为进一步利用水稻叶片光谱信息反演叶绿素含量,本研究利用 SPECIM IQ 手持式高光谱相机对分蘖期水稻叶片的光谱信息进行采集,其具体性能参数如表 1 所示。采集时镜头与水稻叶片垂直距离固定为 20 cm,相机视场角 31°×31°,对应采集视场范围约 11 cm×11 cm,图像分辨率 512 像素×512 像素,单个像素对应实际物理尺寸约 0.215 mm。采集工作于试验期每日 10:00—14:00 开展,天气情况为晴朗以保证采集过程户外光强一致,进行漫反射白板校准后调整好焦距与曝光时长即可开始光谱图像采集。

光谱信息采集的同时对所要采集的叶片按照一定顺序进行标注,为后续叶绿素测定作好保障。高光谱图像采集完毕之后,按照标注好的试验区编号及名称把试验样本装入密封袋中,之后放进便携式小冰箱立即运回实验室。

为保证田间采集的高光谱图像信息与真实情况一致，采用快速大气校正算法（quick atmospheric correction，QUAC）对图像进行大气校正，消除光照及水蒸气、氧气、二氧化碳、甲烷和臭氧等因素对反射的影响，从而反演地物真实表面反射率[19]。

表 1　SPECIM IQ 手持式高光谱相机具体参数

Table 1　SPECIM IQ handheld hyperspectral camera specific parameters

名称	参数
光谱波段范围/nm	400～1 000
光谱分辨率/nm	7
图像分辨率/（像素×像素）	512×512
相机视场角	31°×31°
光圈值	F/1.7

为获得样本代表性的光谱信息，对校正后的高光谱图像进行单波段提取获得灰度图，并通过掩膜处理生成二值图像；进一步在二值图中提取水稻叶片感兴趣区域，获取 400～1 000 nm 范围内的反射率信息。每片叶片选取 5 个感兴趣区域，其光谱均值作为该叶片的反射率。

叶绿素含量测定依据 NY/T 3082—2017《水果、蔬菜及其制品中叶绿素含量的测定 分光光度法》，采用分光光度计法完成。样品中叶绿素 a 含量 ω_1、叶绿素 b 含量 ω_2 和叶绿素总含量 ω_3 计算公式如式（1）～式（3）所示，其中叶绿素总含量单位为 mg/g。

$$\omega_1=(12.72\times A_1-2.59\times A_2)\times v/(1\,000\times m) \tag{1}$$

$$\omega_2=(22.88\times A_2-4.67\times A_1)\times v/(1\,000\times m) \tag{2}$$

$$\omega_3=(8.05\times A_1+20.29\times A_2)\times v/(1\,000\times m) \tag{3}$$

式中：A_1——试液在 663 nm 处的吸光度值；

A_2——试液在 645 nm 处的吸光度值；

v——试液体积，mL；

m——试样质量，g。

1.3　光谱预处理

为降低非目标因素对光谱数据的干扰并更好表征不同梯度样本的生理活性与生长状态，采用数据变换、无监督特征可视化及植被指数对光谱数据进行预处理。

1.3.1　数据变换

本研究采用多元散射校正（MSC）、标准正态变量变换（SNV）、归一化（NL）、移动窗口平滑（MAS）和卷积平滑（S-G-S）5 种方法对全波段原始光谱数据进行变换处理。其中，MSC 通过校正基线平移与偏移以消除散射引起的漂移并提高信噪比[20]；SNV 利用均值和标准差对光谱进行标准化，有效削弱颗粒差异及散射效应带来的误差；NL 用于消除变量量纲差异，提升模型计算稳定性[21]；MAS 通过滑动窗口均值实现局部平滑，在保留特征的同时抑制高频噪声与异常尖峰；S-G-S 基于局域多项式最小二乘拟合，在去噪的同时保持光谱形状与宽度不变，通过调节窗口大小与多项式阶数控制平滑程度[22]。

1.3.2　无监督特征可视化

由于高光谱数据维度高、冗余信息多，直接分析不利于关键特征挖掘。无监督可视化通过对光谱特征进行线性或非线性组合，实现数据压缩与特征提取，从而揭示复杂数据的结构与模式。其中，主成分分析（PCA）是常用方法之一，可在保持原始数据结构的前提下实现降维与有效可视化表达[23-24]。

1.3.3　植被指数

植被指数是将两个或多个植被光谱反射率通过数学运算得到的、用于评估植被生长状态的指标[25]，其中归一化差异植被指数（NDVI）是监测作物生长、健康状况和植被绿度的最常用指标之一[26]，增强型植被指数（EVI）与叶绿素含量和光合活性有很强的相关性，光化学反射植被指数（PRI）则可减少视角和光照角度变化对植物特性的影响，是反映植物净光合速率、养分缺乏以及类胡萝卜素在叶黄素循环中转化情况的有效指标。

1.4　特征波段选择

高光谱数据在 400～1 000 nm 范围内包含 204 个连续波段，不同波长间存在共线性与信息重叠，导致维度高、冗余大，增加计算量并可能降低模型精度[27-28]。因此，采用特征波长选择方法对原始光谱进行降维，筛选有贡献的波长子集，以减少噪声干扰并提升预测性能[29]。本文选用无信息变量消除（UVE）、竞争自适应重加权采样（CARS）、迭代保留信息变量（IRIV）及空间变量迭代收缩（VISSA）进行特征波段提取。

1.5　叶绿素含量反演模型及评价指标

1.5.1　叶绿素含量反演模型

为了实现对水稻叶片叶绿素含量精准预测，需要建立光谱信息和叶绿素含量的反演模型。然而针对不同的研究方法以及不同类型的光谱数据，反演模型的预测效果也不相同，很难精准地量化哪种反演模型的预测精度最好。

因此，本研究采用最小二乘支持向量回归（LSSVR）、粒子群优化最小二乘支持向量回归（PSO-LSSVR）、偏最小二乘回归（PLSR）及 1DCNN-WN 深

度学习方法建立反演模型。其中,对传统机器学习模型不作赘述,重点对本文提出的1DCNN-WN深度学习模型进行详细阐述。

深度学习作为一种有效的特征提取方法,具有良好的泛化能力、较高的预测精度和鲁棒性,已在高光谱预测领域得到广泛应用。基于一维卷积神经网络的加权模型(1DCNN-WN)结构如图2所示,由两部分组成:(1)不同结构的1DCNN子模型;(2)基于集成学习对各子模型赋权,以实现水稻叶片叶绿素含量的高效精准预测。

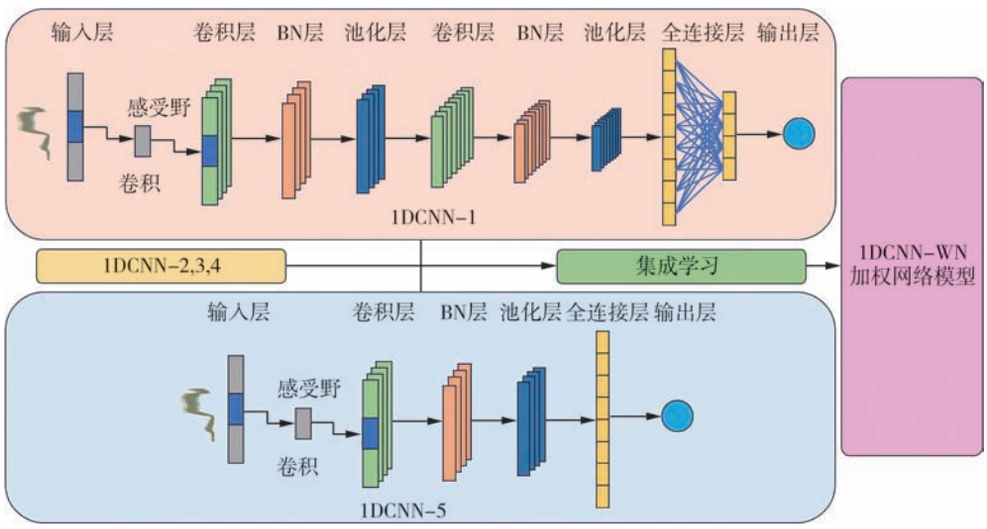


图2 1DCNN-WN网络结构图

Figure 2 1DCNN-WN network structure diagram

1DCNN-WN网络结构一共含有5个1DCNN神经网络。光谱反射率作为网络的输入、水稻叶绿素含量值作为网络的输出。其包括输入层,卷积层,池化层,批归一化(BN)层,全连接层和输出层。卷积核的尺寸参数设定为3×1,卷积核个数分别为16和32。由于ReLU激活函数的输入值为负时,输出始终为零,其一阶导数也始终为零,神经元不能更新参数。为了减少梯度消失和梯度爆炸问题的影响,采用带泄漏校正的线性单元(Leaky ReLU激活函数)作为激活函数单元,解决了ReLU函数进入负区间后神经元无法学习的问题[30]。单元函数如式(4)所示。

$$f(x)=\begin{cases} x, & x>0 \\ ax, & x\leqslant 0 \end{cases} \tag{4}$$

式中:x——神经元中需要激活的特征值;

a——一般取0.01。

1DCNN运算公式如式(5)所示。

$$y^i=f\left(\sum_i k^{ij}*x^i+b^j\right) \tag{5}$$

式中:y^i——第i个输出数据特征;

f——激活函数;

k^{ij}——卷积计算中使用的卷积核;

*——卷积操作;

x^i——第i个输入数据特征;

b^j——第j个数据特征的偏移量。

首先将光谱数据以矩阵形式作为输入层输入到卷积层中进行卷积运算。每个卷积运算层后对应一个BN层,BN层对卷积层获得的数据特征进行处理以加快网络的训练和收敛速度。之后应用池化层对卷积生成的数据特征进行采样,在保持原有特征的基础之上进行降维,缩减数据量,提高运算速度,这在一定程度上避免了过拟合。最后将处理得到的数据特征展开成一维向量并输入到全连接层中。全连接层的每个输出神经元与上一层的神经元相连,并经过激活函数将输入特征组合起来输出预测结果。

集成学习通过组合不同架构的1DCNN子模型,可降低预测偏差与方差,提升整体预测性能。在集成模型中,通常对表现较优的子模型分配更高权重,本研究采用加权平均法实现权重分配,以提高预测精度并增强泛化能力。最终预测结果为各子模型预测值的加权平均,计算公式如式(6)所示。

$$p_{\mathrm{WA}}=\sum_{i=1}^{N} w_i p_i \tag{6}$$

式中:w_i——子模型p_i的权重,一般$\omega_i>0$且$\sum_{i=1}^{N} w_i=1$。

加权平均法的权重根据子模型在训练数据集上的性能来确定,性能使用0到1之间正确预测的准确率来计算,准确率值越大代表模型所分配的权重越大,对预测的贡献也更显著。

1.5.2 评价指标

将600个样本按7:3随机分为训练集(420个)和测

试集(180个)。为选择最佳反演模型，采用决定系数(R^2)和均方根误差($RMSE$)评估水稻叶片叶绿素含量的预测效果，其计算公式如式(7)—式(8)所示。

$$R^2=\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\widehat{y_i}-\overline{y_i}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(y_i-\overline{y_i}\right)^2} \tag{7}$$

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i-\widehat{y_i}\right)^2} \tag{8}$$

式中：$\widehat{y_i}$——第i个样本的预测值；

y_i——第i个样本的真实值；

$\overline{y_i}$——第i个样本真实值的平均值；

N——样本个数。

1.6　无人机变量施肥决策方法与施肥控制系统

1.6.1　施肥决策模型建立

作为保存施肥信息的重要载体，施肥处方图中包含有待作业地块的农情信息和地理位置信息，通过施肥处方图可以更直观地观测到水稻作物肥量施用情况，并以此作为施肥判断依据，以达到精准控制各个地块所需肥料用量的目的，从而实现精准施肥，进一步提高农业精准管理水平。施肥模型作为处方图生成的底层核心，决定了处方信息的准确性，以试验区水稻叶绿素含量的预测值作为追肥模型的输入，计算模型[31]如式(9)所示。

$$R=\frac{Chl_{\max}-Chlr}{\eta\varepsilon} \tag{9}$$

式中：R——田间追肥所选用肥料的质量，kg/hm^2；

ε——田间追肥所选用肥料的氮素所占比重，文中取值为0.46；

$Chl_{\max}$——水稻研究所最佳产量(氮素充足)所对应的平均叶绿素含量；

$Chlr$——常规施肥处理(N2)对应的叶绿素含量平均值；

η——施肥响应调控系数，表征叶绿素含量差异与氮素追肥量之间的经验转换关系调控系数，经试验测定后，赋值为1.92。

1.6.2　无人机变量施肥控制系统

为了确保农业植保无人机能够实现田间精准施肥、提高控制精度、作业效率并降低成本，本研究以MG-1P八旋翼农业植保无人机为研究对象，对其变量喷施系统进行设计优化。无人机变量喷施系统总体方案如图3所示。

变量喷施系统由上位机和下位机两部分组成：上位机用于设置喷施作业参数，并对系统进行实时监控和管理；下位机为喷施执行主体，负责无线接收上位机指令、控制变量喷施及监测喷施流量，其硬件组成如图4所示。

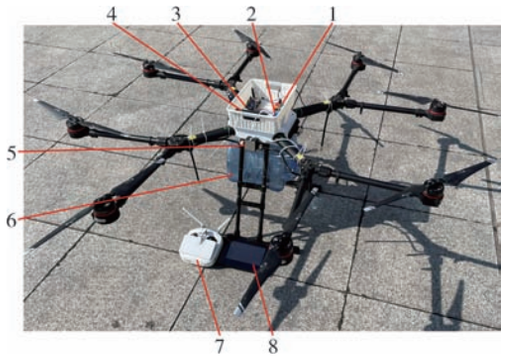


图3　八旋翼植保无人机变量喷施装置

Figure 3　Variable-rate spraying system for an octocopter agricultural UAV

1. 运动控制单元　2. 制动单元　3. 中心控制单元　4. 电源处理单元　5. 流量实时在线监测系统　6. 喷药系统　7. 无人机遥控器　8. 人机交互系统

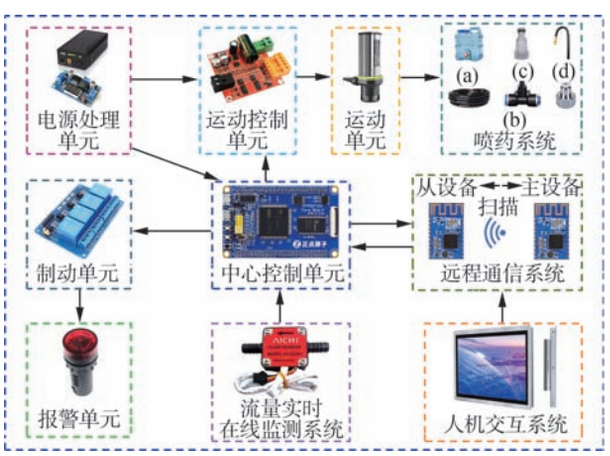


图4　硬件系统组成总图

Figure 4　General diagram of hardware system composition

无人机变量喷施控制系统的软件框架如图5所示，其流程为：无人机进入作业区，上位机无线启动下位机，下位机结合GPS定位信息查询处方图确定喷施单元及目标喷施量，并根据飞行速度计算喷施速度；控制系统生成信号驱动运动单元执行喷施，流量监测信息实时回传并存储，下位机据此调节药液喷施，实现氮肥变量喷施。为支持无人机喷施作业，开发了上位机控制软件，主界面如图6所示，包含启动、停止、通讯设定和用户手册4个功能选项，并可实时与下位机通信。

作业时，点击启动按钮可自动调节喷施量，并在界面显示飞行高度、速度、实时流量、目标喷施量、已作业面积、作业单元及位置等信息，实时流量以动态条形式呈现。下位机监测到缺液故障后，将故障代码发送上位机，操作员点击停止后，下位机执行中止喷施并返航。

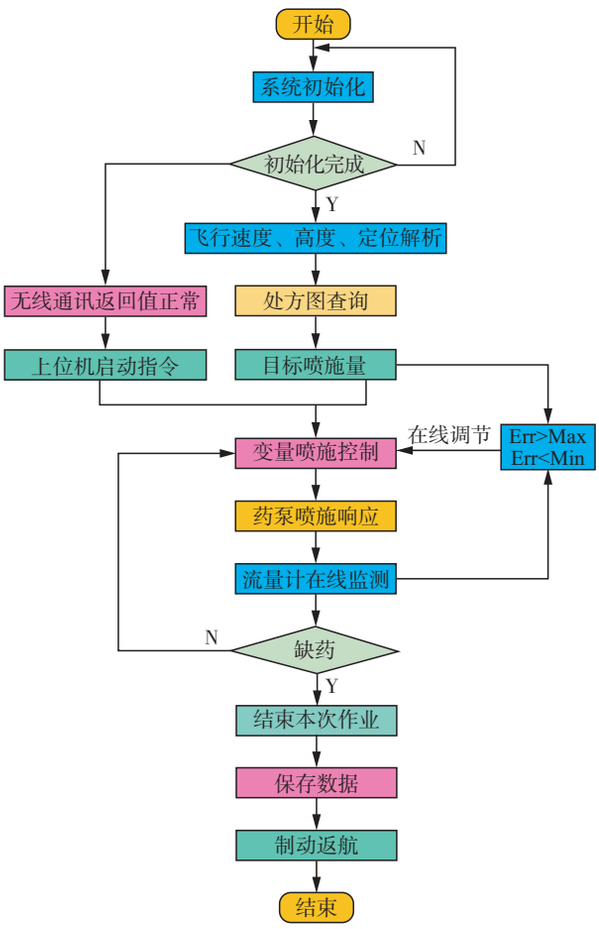


图 5 变量喷施系统的软件程序设计框架

Figure 5 Software programming framework of variable spraying system



图 6 系统软件主界面

Figure 6 System software specific operation interface

2 结果与分析

2.1 水稻叶片光谱特征分析

2.1.1 不同施肥水平下水稻叶片光谱特征分析

不同施肥水平下水稻叶片原始反射率光谱如图 7 所示,397~982 nm 范围内光谱整体形态一致,呈典型植被特征:可见光区(约 397~680 nm)反射率平缓,绿光(约 550 nm)出现峰值,红光(约 680 nm)形成吸收谷;近红外区(约 680~929 nm)反射率快速升高,760 nm 附近达到高值后趋于稳定。各施肥处理在近红外区差异明显:标准施肥反射率较高,未施肥较低,其余处理居中,长波近红外区(约 935~981 nm)规律略有变化。结果表明水稻叶片光谱对施肥水平敏感,可用于营养状况监测。

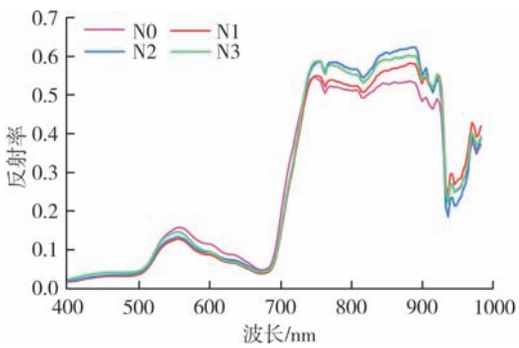


图 7 不同施肥水平下的水稻叶片原始反射率光谱曲线

Figure 7 Original reflectance spectral curves of rice leaves under different fertilization levels

2.1.2 数据变换方式对水稻叶片光谱剖面特征的影响

不同数据变换下水稻叶片反射率光谱如图 8 所示,各方法对光谱均有优化效果:MSC 和 SNV 减弱基线漂移与散射,提升信噪比;NL 削弱随机误差,缩小样本间波动;MAS 和 S-G-S 平滑在保留低频信息的同时去除异常尖峰,使光谱更平滑、特征更清晰,增强波峰波谷判别能力并降低非施肥干扰。总之,各变换方法有效抑制噪声、校正基线、减少散射。

2.2 无监督特征可视化分析

为评估样本数据质量,本研究对原始及数据变换后的水稻叶片光谱采用 PCA 提取前 3 个主成分(PC1~PC3)进行无监督可视化分析。结果如图 9 所示,对于原始数据,前 3 个主成分解释了光谱数据方差的 94.948%。对于经过数据变换后光谱数据的前 3 个主成分,MSC 为 88.578%,SNV 为 88.168%,NL 为 88.507%,MAS 为 95.654%,S-G-S 为 95.263%。总体上,大多数样本分布集中,仅少数样本偏离,表明光谱数据质量可靠,可用于后续分析。

2.3 植被指数提取结果分析

水稻样本在不同施肥水平下的植被指数分布如图 10 所示,不同植被指数对水稻施肥水平的响应存在差异。NDVI 主要反映植株生长状况,在不同施肥水平下虽存在差别,但整体变化规律不明显,未随施肥量增加呈现一致趋势;EVI 与叶绿素含量及光合活性相关,其分布较 NDVI 有所改善,但受氮素吸收时效性影响,同样未表现出明显的线性变化;相比之下,PRI 对施肥水平变化响应更为敏感,随施肥量增加整体呈上升趋势,且不同处理间区分度较高。

分析可知,NDVI 和 EVI 在分蘖期对施肥差异的

敏感性有限，而PRI能够更准确地反映水稻生理状态及光合效率。

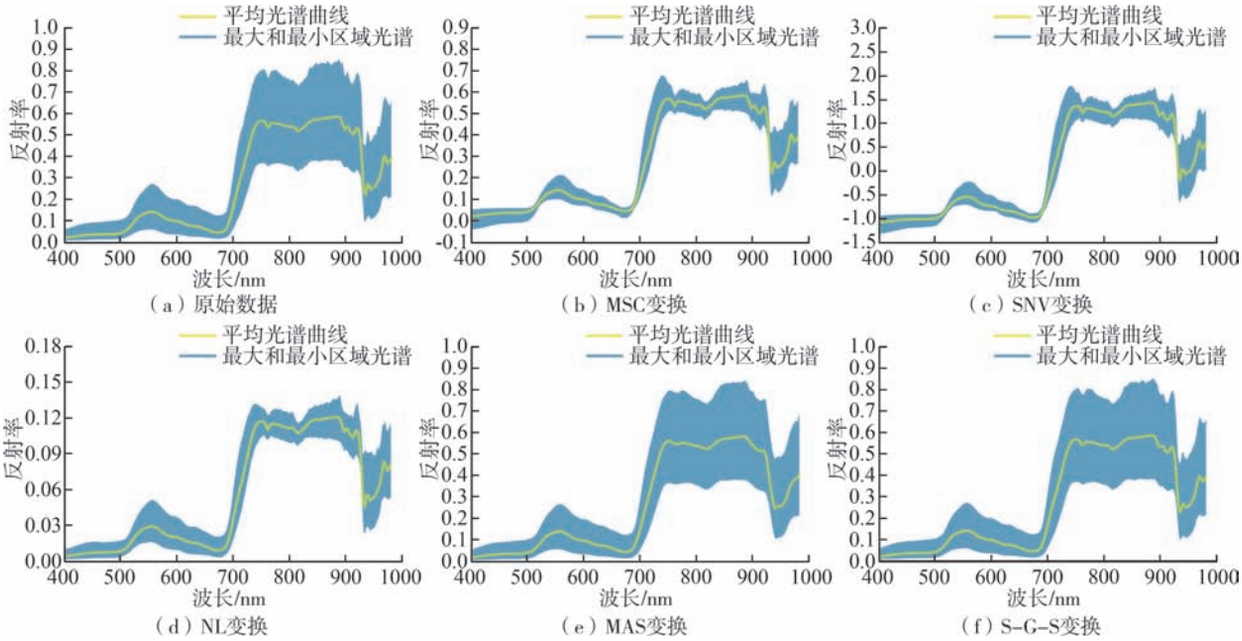


图 8　不同数据变换方式下的水稻叶片反射率光谱曲线

Figure 8　Spectral reflectance curves of rice leaves under different data transformation methods

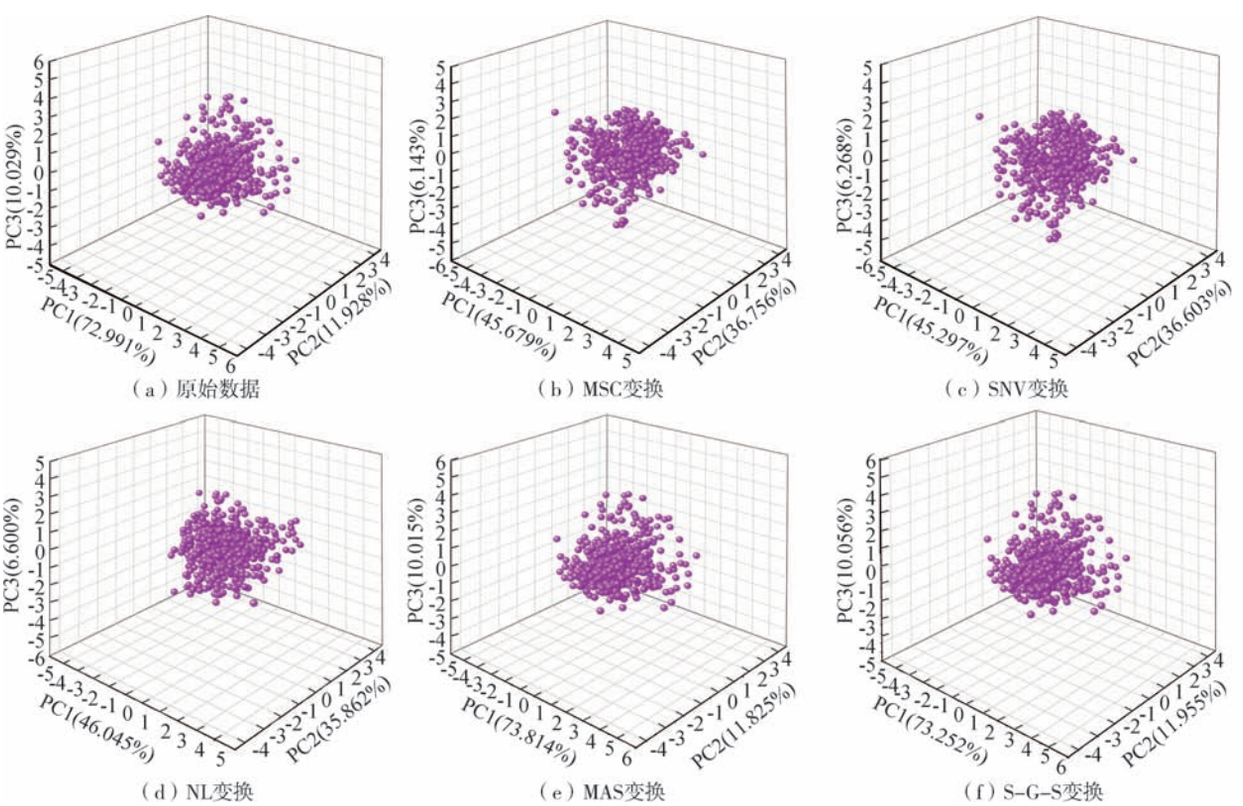


图 9　不同数据变换方式下的水稻叶片无监督特征可视化分析图

Figure 9　Unsupervised feature visualization analysis diagram of rice leaves under different data transformation methods

2.4　特征波段提取结果分析

为降低高光谱数据维度并削弱冗余信息对模型性能的影响，本文采用UVE、CARS、IRIV及VISSA 4种方法对水稻叶片全波段光谱（197波段）进行敏感波段筛选，并对不同数据处理条件下的特征变量提取结果进行对比分析，如表2所示。结果表明，各方法均能显著压缩特征变量数量，原始光谱中UVE、CARS、IRIV和VISSA分别占全波段的8.12%、13.71%、14.72%和9.65%，其中UVE与VISSA压缩能力更强，而CARS与IRIV保留变量较多，有利于维持光谱信息完

整性。经过MSC、SNV、NL、MAS及S-G-S平滑处理后，特征变量比例发生变化：MSC条件下UVE、CARS、IRIV和VISSA分别为19.29%、12.69%、21.32%和13.71%；SNV条件下分别为16.24%、14.21%、24.37%和10.66%，其中，IRIV在SNV处理后的变量比例最高(24.37%)，说明其更倾向于保留潜在有效信息，而VISSA在相同条件下仅为10.66%，体现出较强的压缩能力。同时，MAS与S-G-S平滑处理后变量比例整体趋于稳定，表明平滑方法在降低噪声的同时抑制了部分弱相关信息的引入。

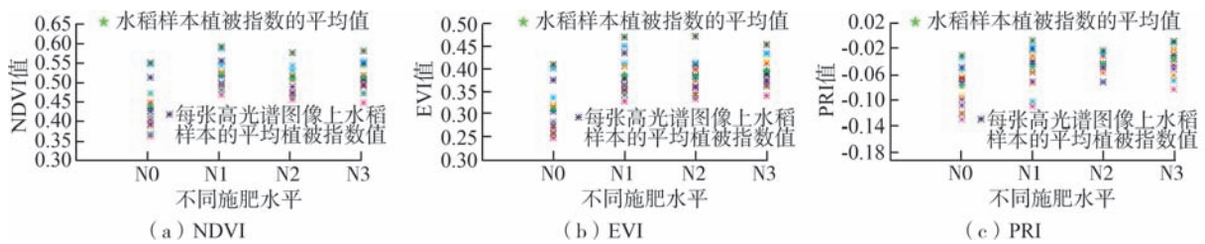


图10 水稻样本在不同施肥水平下的植被指数分布图

Figure 10 Vegetation index distribution map of rice samples under different fertilization levels

表2 特征波段提取结果

Table 2 Hyperspectral feature band selection results

	UVE		CARS		IRIV		VISSA	
	筛选数	占比/%	筛选数	占比/%	筛选数	占比/%	筛选数	占比/%
原始光谱	16	8.12	27	13.71	29	14.72	19	9.65
MSC	38	19.29	25	12.69	42	21.32	27	13.71
SNV	32	16.24	28	14.21	48	24.37	21	10.66
NL	23	11.68	23	11.68	52	26.40	36	18.27
MAS	29	14.72	21	10.66	21	10.66	18	9.14
S-G-S	21	10.66	25	12.69	38	19.29	26	13.20

2.5 叶绿素含量反演结果分析

2.5.1 基于全光谱波段的叶绿素含量反演结果分析

为了探究全光谱波段下不同数据变换与建模算法对水稻叶片叶绿素含量反演性能的影响，本研究以原始光谱及经MSC、SNV、NL、MAS、S-G-S 5种数据变换处理后的全波段光谱为输入，分别构建LSSVR、PSO-LSSVR、PLSR、1DCNN-WN 4种反演模型，以决定系数R^2和均方根误差*RMSE*为评价指标，系统对比各模型的预测精度与稳定性，其反演结果如表3所示。

表3 基于不同数据变换光谱数据的LSSVR、PSO-LSSVR、PLSR和1DCNN-WN模型的反演结果

Table 3 Inversion results of LSSVR, PSO-LSSVR, PLSR and 1DCNN-WN models based on different data transform spectral data

	LSSVR		PSO-LSSVR		PLSR		1DCNN-WN	
	R^2	*RMSE*	R^2	*RMSE*	R^2	*RMSE*	R^2	*RMSE*
原始	0.562	2.343	0.573	2.311	0.57	2.328	0.574	2.305
MSC	0.591	2.276	0.570	2.322	0.627	2.163	0.587	2.288
SNV	0.553	2.362	0.557	2.354	0.649	2.128	0.669	1.955
NL	0.613	2.212	0.622	2.173	0.611	2.239	0.559	2.353
MAS	0.587	2.287	0.646	2.134	0.550	2.379	0.67	1.954
S-G-S	0.600	2.266	0.614	2.208	0.649	2.131	0.665	1.961

分析表3可知，在全光谱波段输入条件下，不同数据变换对模型反演精度的影响存在显著差异，且不同算法的适配性呈现明显分化。对于LSSVR模型，NL变换下反演效果最优，测试集R^2达0.613，*RMSE*为2.212，较原始光谱R^2提升0.051，*RMSE*降低0.131；PSO-LSSVR模型在MAS变换下表现最佳，R^2为0.646，*RMSE*为2.134，粒子群优化算法有效提升了LSSVR的参数寻优能力，反演精度较基础LSSVR普

遍提升；PLSR模型在SNV变换下取得最优结果，R^2为0.649，*RMSE*为2.128，SNV有效消除了光谱散射干扰，强化了线性回归模型的拟合效果；1DCNN-WN模型在MAS变换下性能最优，R^2达0.67，*RMSE*仅为1.954，深度学习模型凭借强大的非线性特征提取能力，在全波段高维数据输入下展现出优于传统机器学习模型的反演精度，R^2较最优PLSR模型提升0.021，*RMSE*降低0.174。

图11为全光谱波段下各最优模型的预测叶绿素含量与实测值的验证散点图。由图可见，4种最优模型的散点均紧密分布于拟合线两侧，无明显系统性偏差，其中1DCNN-WN模型的散点聚集度最高，离散程度最小，进一步验证了其在全波段数据下的最优预测性能；传统机器学习模型中，PSO-LSSVR与PLSR的拟合效果相近，均优于基础LSSVR模型，表明参数优化与线性回归方法在全波段数据下均能实现有效反演，但对非线性光谱关系的拟合能力弱于深度学习模型。

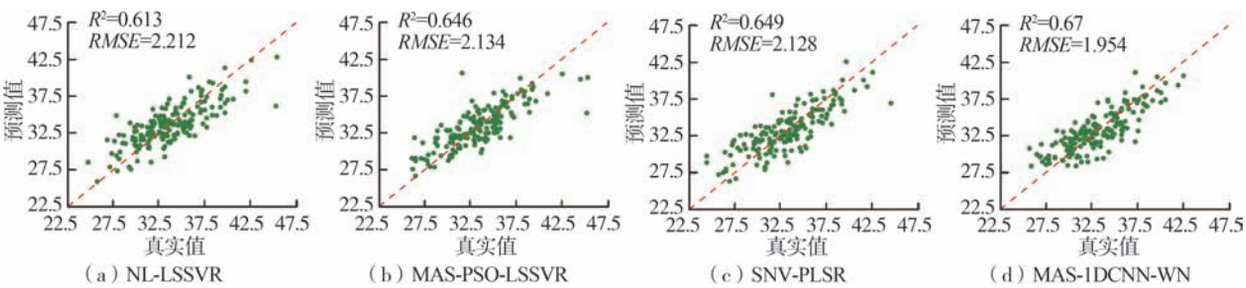


图11　全光谱波段最优模型的叶绿素含量预测值与实测值验证结果

Figure 11　Validation results of predicted versus measured chlorophyll content using the optimal model across the full spectral bands

综合分析表明，全光谱建模虽能完整保留光谱信息且无须特征筛选，但高维冗余易增加计算复杂度并引入噪声干扰。数据变换能够有效提升光谱质量，其中MAS、SNV和NL对模型精度的提升作用更为显著，而MSC与S-G-S的适配性相对较弱。总体而言，1DCNN-WN模型在全光谱条件下表现出最优反演性能，可作为叶绿素反演的优选方法。

2.5.2　基于敏感波段的叶绿素含量反演结果分析

为剔除全光谱波段中的冗余信息与噪声干扰，提升模型反演效率与精度，本研究采用UVE、CARS、IRIV、VISSA等4种特征选择算法，对原始及经MSC、SNV、NL、MAS、S-G-S变换的光谱数据进行敏感波段筛选，以筛选后的特征波段为输入，构建LSSVR、PSO-LSSVR、PLSR、1DCNN-WN反演模型，对比分析不同特征选择方法与数据变换的组合效果，结果如表4所示。

由表4可知，敏感波段筛选可有效剔除冗余信息，在降低数据维度的同时，显著提升各模型的反演精度，所有最优组合的R^2均高于对应全波段模型，*RMSE*普遍降低0.05～0.16。

对于LSSVR模型，SNV-UVE组合表现最优，测试集R^2达0.64，*RMSE*为2.144，较全波段最优NL-LSSVR模型R^2提升0.027，*RMSE*降低0.068；PSO-LSSVR模型在NL-VISSA组合下取得最佳效果，R^2为0.656，*RMSE*为2.01，VISSA算法有效筛选出与叶绿素高度相关的特征波段，结合粒子群参数优化，模型精度较全波段最优MAS-PSO-LSSVR提升0.01；PLSR模型在MSC-IRIV组合下性能最优，R^2为0.66，*RMSE*为1.97，IRIV算法通过迭代保留有效信息，显著改善了线性模型的拟合效果，较全波段最优SNV-PLSR的R^2提升0.011，*RMSE*降低0.158；1DCNN-WN模型在SNV-IRIV组合下反演精度最高，R^2达0.687，*RMSE*仅为1.863，较全波段最优MAS-1DCNN-WN模型R^2提升0.017，*RMSE*降低0.091，深度学习模型结合敏感波段筛选，进一步强化了关键特征的提取能力，反演性能达到最优。

图12为敏感波段下各最优模型的预测值与实测值验证散点图。与全波段模型相比，敏感波段模型的散点聚集度更高，离散程度显著降低，尤其是1DCNN-WN模型，散点紧密贴合拟合线，无明显异常点，验证了敏感波段筛选对模型精度的提升作用，传统机器学习模型中，IRIV与VISSA算法筛选的特征波段，使模型拟合效果较全波段明显改善，散点分布更集中，表明特征选择有效剔除了噪声干扰，强化了光谱与叶绿素的相关性。

综上，敏感波段选择是高光谱反演的关键环节，可有效降低共线性与计算复杂度并提升模型精度。本研究中，IRIV表现出较优稳定性与适配性，VISSA在非线性变换下表现突出，UVE在SNV条件下效果较好，CARS整体相对较弱。综合对比，SNV-IRIV-1DCNN-WN组合性能最优（R^2最高、*RMSE*最低），表明由数据变换、特征筛选与深度学习构建的一体化建模框架在水稻叶绿素反演中具有显著的性能优势与应用潜力。

表 4 基于不同数据变换和特征变量的 LSSVR、PSO-LSSVR、PLSR 和 1DCNN-WN 模型的反演结果

Table 4 The inversion results of LSSVR, PSO-LSSVR, PLSR and 1DCNN-WN models based on different data transformations and characteristic variables

		LSSVR		PSO-LSSVR		PLSR		1DCNN-WN	
		R^2	*RMSE*	R^2	*RMSE*	R^2	*RMSE*	R^2	*RMSE*
原始	UVE	0.621	2.178	0.652	2.117	0.654	2.101	0.636	2.147
	CARS	0.563	2.337	0.572	2.314	0.561	2.344	0.612	2.225
	IRIV	0.629	2.157	0.583	2.293	0.61	2.239	0.57	2.321
	VISSA	0.56	2.349	0.634	2.15	0.656	2.046	0.65	2.127
MSC	UVE	0.631	2.151	0.653	2.116	0.642	2.138	0.593	2.274
	CARS	0.569	2.332	0.65	2.125	0.594	2.27	0.587	2.284
	IRIV	0.573	2.311	0.615	2.193	0.66	1.97	0.668	1.959
	VISSA	0.565	2.336	0.582	2.296	0.611	2.232	0.67	1.953
SNV	UVE	0.64	2.144	0.573	2.307	0.658	1.987	0.681	1.935
	CARS	0.553	2.369	0.644	2.135	0.616	2.184	0.658	1.977
	IRIV	0.58	2.298	0.641	2.142	0.605	2.252	0.687	1.863
	VISSA	0.631	2.152	0.608	2.246	0.652	2.122	0.685	1.913
NL	UVE	0.554	2.36	0.653	2.11	0.579	2.303	0.676	1.948
	CARS	0.603	2.26	0.611	2.229	0.601	2.264	0.663	1.964
	IRIV	0.609	2.242	0.604	2.258	0.651	2.124	0.584	2.29
	VISSA	0.578	2.305	0.656	2.01	0.622	2.174	0.678	1.941
MAS	UVE	0.551	2.378	0.607	2.249	0.657	1.992	0.66	1.966
	CARS	0.635	2.148	0.624	2.169	0.581	2.297	0.675	1.95
	IRIV	0.63	2.152	0.656	2.085	0.601	2.261	0.625	2.166
	VISSA	0.613	2.214	0.611	2.225	0.608	2.245	0.678	1.944
S-G-S	UVE	0.592	2.274	0.553	2.376	0.657	2.001	0.673	1.951
	CARS	0.636	2.144	0.586	2.29	0.589	2.279	0.68	1.939
	IRIV	0.616	2.185	0.63	2.153	0.598	2.269	0.682	1.919
	VISSA	0.618	2.181	0.628	2.158	0.624	2.17	0.616	2.186

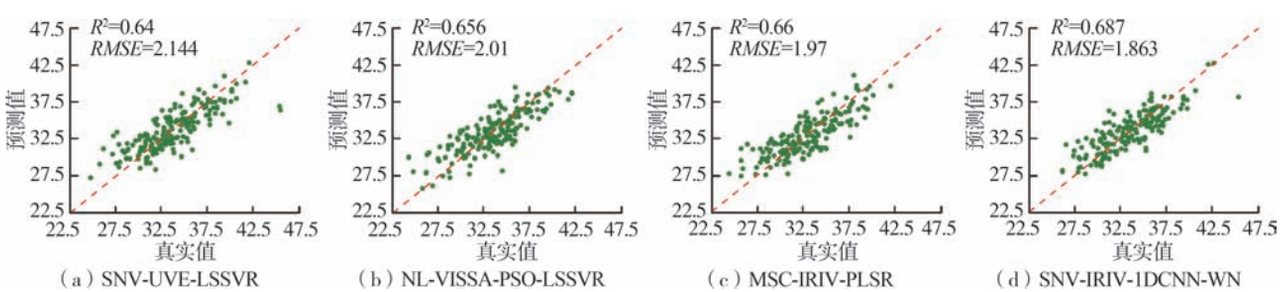


图 12 最优模型的叶绿素含量预测值与实测值验证结果(敏感波段)

Figure 12 Verification of predicted and measured chlorophyll content using the optimal model with sensitive spectral bands

2.6 无人机精准施肥试验

基于前述施肥决策模型生成施肥处方信息,如图13所示。施肥处方图由施肥量处方值和GPS地理坐标两部分构成:不同颜色表示不同施肥量水平,GPS坐标用于表征各地块的空间位置。

获取施肥处方图后,以优化后的八旋翼农用无人机为平台,通过地面站将基于处方图施肥量及地块GPS坐标生成的作业航点数据写入喷施系统,并依托变量喷

施系统实现精准控制，确保按处方图开展作业。同时，设定飞行速度为 2 m/s、飞行高度为 2 m、喷幅为 4 m。

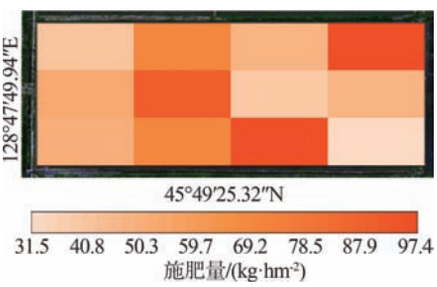
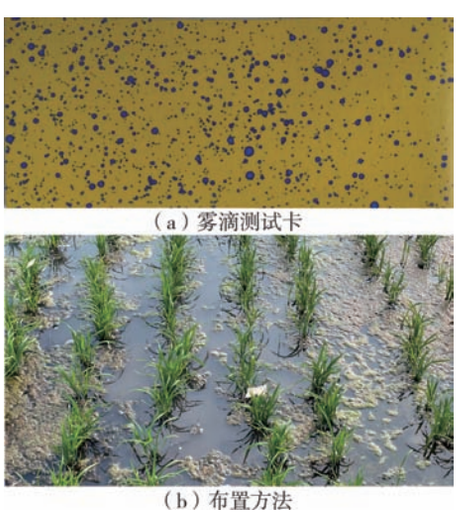


图 13　施肥处方图

Figure 13　Fertilizer prescription map

为评估无人机变量喷施效果，采用雾滴测试卡对水稻叶片表面雾滴分布进行分析。如图 14(a)所示，测试卡尺寸为 30 mm×70 mm，表面呈黄色，遇雾滴显现蓝色。试验于黑龙江省哈尔滨市方正县水稻研究所试验田开展，为减少露水影响，于上午 10 点进行。将测试卡用曲别针固定于不同施肥处理的水稻叶片表面，如图 14(b)所示，无人机沿预定路径完成喷施作业。喷施结束后，待测试卡自然晾干约 30 min，按编号收集并密封保存，带回实验室进行分析。



(a) 雾滴测试卡

(b) 布置方法

图 14　雾滴测试卡及布置方法

Figure 14　Water sensitive paper and arrangement method

雾滴均匀分布程度用变异系数来表示，变异系数越小，雾滴分布均匀性越好。其计算方程如式(10)和式(11)所示。

$$V=\frac{S}{\overline{X}} \tag{10}$$

$$S=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i-\overline{X}\right)^2}{n-1}} \tag{11}$$

式中：V——变异系数；

S——标准差；

X_i——雾滴测试卡单位面积雾滴数量；

$\overline{X}$——雾滴测试卡单位面积平均雾滴数量；

n——每层雾滴测试卡总数。

表 5 显示了不同施肥处理地块的雾滴分布变异系数，结果表明，随着施肥量增加，雾滴分布均匀性显著提升：N0 处理最高为 6.08%，N1 降至 4.16%，N2 和 N3 分别为 3.42% 和 3.07%，其中 N3 仅为 N0 的 50.5%。施肥量越大，其变异系数均较小。这主要是由于较大的施肥量可以使雾滴更加均匀地分布在水稻叶片表面上，增加雾滴所覆盖的区域范围，从而减少了分布不均的可能性。总的来说，本研究设计的无人机变量喷施控制系统对于不同施肥处理试验地块的水稻植株均取得了良好的喷施效果，其雾滴分布程度较均匀，满足无人机变量喷施田间作业要求，并为后续无人机变量施肥系统优化以及作业参数研究提供重要参考。

表 5　不同施肥处理地块变异系数

Table 5　Coefficient of variation of different fertilization treatments plots

不同施肥处理	变异系数 V/%
N0	6.08
N1	4.16
N2	3.42
N3	3.07

3　讨论

针对寒地水稻叶绿素高光谱反演与精准施肥中的关键问题，本文围绕光谱预处理、特征波段筛选、反演模型构建及无人机变量施肥应用等环节，系统分析了不同方法对反演精度与作业效果的影响。

1)在数据预处理方面，MSC、SNV 等方法均能有效降低噪声与散射干扰，但对模型性能影响存在差异：SNV 在 PLSR 中表现较优，而在 LSSVR 中效果较弱，表明其标准化处理有利于线性关系建模，但可能削弱光谱的非线性特征，从而影响非线性模型性能。

2)在敏感波段筛选方面，IRIV 算法在不同数据条件下表现出较高稳定性，其迭代保留机制能够有效区分关键信息与干扰变量，降低噪声影响；相比之下，UVE 对噪声较为敏感，CARS 受随机采样影响较大，筛选结果稳定性相对较弱。

3)在反演模型构建方面，1DCNN-WN 深度学习模型性能显著优于传统机器学习模型。传统模型受限于线性组合假设，难以充分挖掘高光谱数据中的深层特征结构。

4)在精准施肥应用方面，各处理地块施肥变异系

数在3.07%～6.08%之间,其中标准施肥N2和过量施肥N3变异系数低于不施肥N0,可能与较高流量工况下雾滴覆盖范围更广、分布更均匀有关。

4 结论

本研究以分蘖期寒地水稻为研究对象,围绕叶绿素含量高精度反演及其在无人机变量施肥中的应用开展研究。基于高光谱数据,结合多种光谱预处理方法以及UVE、CARS、IRIV和VISSA特征波段筛选算法,构建了LSSVR、PSO-LSSVR、PLSR及1DCNN-WN等反演模型,进一步将反演结果用于施肥处方图生成与无人机变量施肥控制系统验证。主要结论如下:

1)光谱预处理可有效抑制噪声与基线漂移,提高数据稳定性;UVE、CARS、IRIV、VISSA特征波段筛选将变量压缩至8.12%～26.40%,在降低维度的同时保留叶绿素关键信息。

2)以预处理后的全波段及特征波段光谱构建的反演模型显示,在各模型最优预处理与特征变量组合下,SNV-IRIV特征的1DCNN-WN性能最佳,R^2为0.687、*RMSE*为1.863,相较于传统模型,R^2提升幅度为0.027～0.047,*RMSE*降低幅度为0.107～0.281,表明深度学习在复杂光谱非线性映射与特征提取上更具优势。

3)基于叶绿素反演构建的施肥处方图应用于无人机变量施肥,优化了系统硬件与控制策略。试验显示,N0～N3处理的施肥变异系数为3.07%～6.08%,施肥均匀性良好,验证了高光谱反演指导无人机变量施肥的可行性与实用性。

参 考 文 献

[1] Xin F F, Xiao X M, Dong J W, et al. Large increases of paddy rice area, gross primary production, and grain production in Northeast China during 2000—2017 [J]. Science of the Total Environment, 2020, 711: 135183.

[2] 伍维模, 牛建龙, 温善菊, 等. 植物色素高光谱遥感研究进展[J]. 塔里木大学学报, 2009, 21(4): 61－68.
Wu Weimo, Niu Jianlong, Wen Shanju, et al. Research advances in hyperspectral remote sensing techniques in quantifying plant pigments [J]. Journal of Tarim University, 2009, 21(4): 61－68.

[3] 李世隆, 许辰一, 王楠, 等. 基于BWO-ELM的水稻氮素无人机高光谱反演研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2024, 5(3): 14－21.
Li Shilong, Xu Chenyi, Wang Nan, et al. Research on rice nitrogen unmanned aerial vehicle hyperspectral inversion based on BWO-ELM [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2024, 5(3): 14－21.

[4] Croft H, Chen J M, Zhang Y, et al. Evaluating leaf chlorophyll content prediction from multispectral remote sensing data within a physically-based modelling framework [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 102: 85－95.

[5] Moharana S, Dutta S. Spatial variability of chlorophyll and nitrogen content of rice from hyperspectral imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 122: 17－29.

[6] Swain K C, Jayasuriya H P W, Salokhe V M. Suitability of low-altitude remote sensing images for estimating nitrogen treatment variations in rice cropping for precision agriculture adoption [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2007, 1(1): 013547.

[7] Abdelbaki A, Schlerf M, Retzlaff R, et al. Comparison of crop trait retrieval strategies using UAV-based VNIR hyperspectral imaging [J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1748.

[8] Jay S, Gorretta N, Morel J, et al. Estimating leaf chlorophyll content in sugar beet canopies using millimeter- to centimeter-scale reflectance imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 198: 173－186.

[9] Miraglio T, Adeline K, Huseca M, et al. Monitoring LAI, chlorophylls, and carotenoids content of a woodland savanna using hyperspectral imagery and 3D radiative transfer modeling [J]. Remote Sensing, 2020, 12(1): 28.

[10] 付波霖, 邓良超, 张丽, 等. 联合星载高光谱影像和堆栈集成学习回归算法的红树林冠层叶绿素含量遥感反演[J]. 遥感学报, 2022, 26(6): 1182－1205.
Fu Bolin, Deng Liangchao, Zhang Li, et al. Estimation of mangrove canopy chlorophyll content using hyperspectral image and stacking ensemble regression algorithm [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(6): 1182－1205.

[11] 吴保升. 基于哨兵二号卫星影像的冬小麦叶绿素反演研究[D]. 阿拉尔: 塔里木大学, 2022: 6－12.
Wu Baosheng. Study on winter wheat chlorophyll retrieval based on Sentinel-2 image [D]. Alar: Tarim University, 2022: 6－12.

[12] 刘兵. 基于无人机高光谱的柑橘叶绿素含量反演方法研究[D]. 桂林: 桂林理工大学,2023: 11－17.
Liu Bing. Research on retrieval method of citrus chlorophyll content based on UAV hyperspectral [D]. Guilin: Guilin University of Technology, 2023: 11－17.

[13] 梁亮, 杨敏华, 张连蓬, 等. 基于SVR算法的小麦冠层叶绿素含量高光谱反演[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20): 162－171.
Liang Liang, Yang Minhua, Zhang Lianpeng, et al.

Chlorophyll content inversion with hyperspectral technology for wheat canopy based on support vector regression algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(20): 162－171.

[14] 房贤一，朱西存，王凌，等. 基于高光谱的苹果盛果期冠层叶绿素含量监测研究[J]. 中国农业科学，2013，46(16)：3504－3513.
Fang Xianyi, Zhu Xicun, Wang Ling, et al. Hyperspectral monitoring of canopy chlorophyll content at apple tree prosperous fruit stage [J]. Scientia Agricultura Sinica, 2013, 46(16): 3504－3513.

[15] 张雪艳. 基于高光谱信息的柑橘叶绿素含量预测模型研究[D]. 重庆：西南大学，2017：9－14.
Zhang Xueyan. Research on prediction model of citrus chlorophyll content based on hyperspectral information [D]. Chongqing: Southwest University, 2017: 9－14.

[16] Zhang H, Zhao D, Guo Z, et al. Estimation of chlorophyll content in rice canopy leaves using 3D radiative transfer modeling and unmanned aerial hyperspectral images [J]. Plant Methods, 2025, 21: 26.

[17] Xu C, Xiang S, Wang N, et al. Remote sensing of rice canopy nitrogen content based on UAV multi-angle polarized hyperspectral data [J]. Remote Sensing, 2026, 18(6): 876.

[18] Zhang X, Hu Y, Li X, et al. estimation of rice leaf nitrogen content using UAV-based spectral-texture fusion indices (STFIs) and two-stage feature selection [J]. Remote Sensing, 2025, 17(14): 2499.

[19] Bernstein L S, Jin X M, Gregor B, et al. Quick atmospheric correction code: algorithm description and recent upgrades [J]. Optical Engineering, 2012, 51(11): 111719.

[20] 杨涵，陈谦，王宝刚，等. 利用高光谱技术预测采前猕猴桃干物质含量的可行性试验[J]. 农业工程学报，2022，38(13)：133－140.
Yang Han, Chen Qian, Wang Baogang, et al. Feasibility of estimating dry matter content of kiwifruit before being harvested using hyperspectral technology [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(13): 133－140.

[21] 赵静远，张俊芹，孙梅，等. 基于高光谱成像的羊肉掺假可视化无损定量检测[J]. 食品与机械，2022，38(10)：61－68.
Zhao Jingyuan, Zhang Junqin, Sun Mei, et al. Visualization of lamb adulteration based on hyperspectral imaging for non-destructive quantitative detection [J]. Food & Machinery, 2022, 38(10): 61－68.

[22] Chen H, Pan T, Chen J, et al. Waveband selection for NIR spectroscopy analysis of soil organic matter based on SG smoothing and MWPLS methods [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2011, 107 (1): 139－146.

[23] Zhang X, Liu F, He Y, et al. Application of hyperspectral imaging and chemometric calibrations for variety discrimination of maize seeds [J]. Sensors, 2012, 12(12): 17234－17246.

[24] Dhaulaniya A S, Balan B, Sodhi K K, et al. Qualitative and quantitative evaluation of corn syrup as a potential added sweetener in apple fruit juices using mid-infrared spectroscopy assisted chemometric modeling [J]. LWT-Food Science and Technology, 2020, 131: 109749.

[25] Qiao L, Tang W, Gao D, et al. UAV-based chlorophyll content estimation by evaluating vegetation index responses under different crop coverages [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106775.

[26] Li C, Li H, Li J, et al. Using NDVI percentiles to monitor real-time crop growth [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 162: 357－363.

[27] Rogers M, Blanc-Talon J, Urschler M, et al. Wavelength and texture feature selection for hyperspectral imaging: a systematic literature review [J]. Journal of Food Measurement and Characterization, 2023, 17(6): 6039－6064.

[28] Noviyanto A, Abdulla W H. Signifying the information carrying bands of hyperspectral imaging for honey botanical origin classification [J]. Journal of Food Engineering, 2021, 292: 110281.

[29] Liu X, Sun Z, Zuo M, et al. Quantitative detection of restructured steak adulteration based on hyperspectral technology combined with a wavelength selection algorithm cascade strategy [J]. Food Science and Technology Research, 2021, 27(6): 859－869.

[30] Li H, Zhang L, Sun H, et al. Identification of soybean varieties based on hyperspectral imaging technology and one-dimensional convolutional neural network [J]. Journal of Food Process Engineering, 2021, 44(8): e13767.

[31] 杜文. 面向精准喷施的粳稻氮素营养无人机高光谱反演方法研究[D]. 沈阳：沈阳农业大学，2018：84－85.
Du Wen. Research on UAV hyperspectral inversion method of japonica rice nitrogen nutrition for precision spraying [D]. Shenyang: Shenyang Agricultural University, 2018: 84－85.

Study on hyperspectral chlorophyll retrieval methods for cold-region rice oriented toward UAV variable fertilization

Li Hongbo[1, 2], Tan Boyuan[1], Lü Zhenyang[1, 2], Zhang Yanhong[1], Lin Tenghui[3], Su Zhongbin[1, 2*]

(1. *College of Intelligent Science and Engineering*, *Northeast Agricultural University*, *Harbin* 150030, *China*; 2. *Key Laboratory of Northeast Smart Agriculture Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Harbin* 150030, *China*; 3. *College of Agricultural Equipment and Energy Engineering*, *Harbin* 150030, *China*)

Abstract: Unmanned aerial vehicle (UAV)-based fertilization is increasingly applied in rice production; however, fertilization prescriptions are still largely dependent on empirical knowledge and lack decision support based on real-time crop nutrient status. Meanwhile, limitations in hyperspectral data processing and model construction restrict the high-precision estimation of chlorophyll content in cold-region rice, thereby constraining the accurate implementation of variable-rate fertilization. To address these issues, this study combined multiple spectral preprocessing methods with feature variable selection techniques, including uninformative variable elimination (UVE), competitive adaptive reweighted sampling (CARS), iterative retention of informative variables (IRIV), and variable iterative space shrinkage approach (VISSA), to extract key spectral bands. Models including least squares support vector regression (LSSVR), particle swarm optimization-based LSSVR (PSO-LSSVR), partial least squares regression (PLSR), and a deep learning model (1DCNN-WN) were developed for chlorophyll content inversion. Based on the inversion results, nitrogen fertilization prescription maps were generated to guide UAV-based variable-rate fertilization at the tillering stage. The results showed that the SNV-IRIV-1DCNN-WN model achieved the highest inversion accuracy under the optimal preprocessing and feature selection combinations, with an R^2 of 0.687, which was 0.047, 0.031, and 0.027 higher than those of SNV-UVE-LSSVR, NL-VISSA-PSO-LSSVR, and MSC-IRIV-PLSR, respectively, while the *RMSE* was reduced by 0.281, 0.147, and 0.107. The coefficients of variation for no fertilization (N0), low fertilization (N1), standard fertilization (N2), and excessive fertilization (N3) treatments were 6.08%, 4.16%, 3.42%, and 3.07%, respectively, indicating good fertilization uniformity. These findings provide theoretical support and technical guidance for hyperspectral-based chlorophyll inversion and precision fertilization in cold-region rice production.

Keywords: cold-region rice; hyperspectral; chlorophyll inversion; precision fertilization; unmanned aerial vehicle; machine learning

Foundation items: National Key R&D Program of China (2021YFD200060502); Heilongjiang Provincial Key R&D Program (GZ2024003); Heilongjiang Provincial Collaborative Innovation and Promotion System for Smart Agricultural Industrial Technology (2025)

First Author: Li Hongbo, E-mail: lihongbo19790127@126.com

* **Corresponding Author:** Su Zhongbin, E-mail: suzb001@163.com