doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.07.028

基于多模态数据融合的水稻幼苗施氮水平识别模型研究

唐七星[1]　李惠康[1]　李　琪[1]　廖　娟[1]　邹　禹[2]

(1.安徽农业大学电子与电气工程学院,合肥 230036;2.安徽省农业科学院水稻研究所,合肥 230001)

摘要:水稻生长过程中,氮肥的合理施用对其生长发育和产量提升具有决定性影响。传统单模态数据(如光谱或图像)难以全面捕捉水稻幼苗的复杂生理状态与氮素响应机制。本研究构建了多模态数据融合网络(Multi-modal fusion network,MMFN),以满足施氮水平识别需求。通过采集近红外光谱数据、叶片图像数据和水稻幼苗在不同施氮浓度条件下的生长指标,构建一个多模态数据集。通过引入改进的通道注意力机制(Improved channel attention mechanism, ICAM)和 Concatenate 机制,构建基于 MMFN 的识别模型,实现物理生长指标与图像特征信息等多模态数据融合。试验结果表明,融合模型在施氮水平识别中,准确率为 97.55%,召回率为 95.34%,精度为 95.87%,F1 分数为 95.72%,显著优于单一模态。本研究提出的模型为水稻氮素的精准监测与肥力调控提供了技术支持。

关键词:水稻幼苗;近红外光谱;氮肥施用量;多模态数据融合;图像

中图分类号:S158.7　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2026)07-0308-09　　**OSID**:

Nitrogen Application Levels Identification Model for Rice Seedlings Based on Multi-modal Data Fusion

TANG Qixing[1]　LI Huikang[1]　LI Qi[1]　LIAO Juan[1]　ZOU Yu[2]

(1. *College of Electronics and Electrical Engineering*, *Anhui Agricultural University*, *Hefei* 230036, *China*

2. *Rice Research Institute*, *Anhui Academy of Agricultural Sciences*, *Hefei* 230001, *China*)

Abstract: The rational application of nitrogen fertilizer during the growth of rice exerts a decisive influence on its development and yield. Traditional unimodal data, such as spectral or image data, struggle to capture the complex physiological states and nitrogen response mechanisms of rice seedlings comprehensively. A multi-modal fusion network (MMFN) was constructed to fulfil the requirement for identifying nitrogen application levels. To this end, a multi-modal dataset was compiled comprising near-infrared spectral data, leaf images and growth indicators of rice seedlings subjected to different nitrogen application concentrations. A recognition model based on MMFN was developed by incorporating an improved channel attention mechanism (improved channel attention mechanism, ICAM) and concatenation mechanism, which enabled the fusion of physical growth metrics with image feature information. The experimental results showed that the fusion model achieved an accuracy of 97.55%, a recall of 95.34%, a precision of 95.87% and an F1 score of 95.72% in identifying the nitrogen application level. The proposed model, through multi-modal data collaborative optimisation, effectively extracted complementary information across different modalities, demonstrating significant superiority over single-modal approaches. The proposed MMFN model fully exploited complementary information across modalities through collaborative multi-modal data optimisation, thereby enhancing the accuracy and robustness of nitrogen application level identification. It can offer reliable technical support for precise rice nitrogen monitoring and fertility regulation.

Key words: rice seedling; near-infrared spectroscopy; nitrogen fertilizer application rate; multi-modal data fusion; image

收稿日期:2025-09-29　修回日期:2025-11-07

基金项目:国家自然科学基金项目(52105539)和国家工程技术研究中心开放课题(2005DP173065-2022-01)

作者简介:唐七星(1989—),女,副教授,博士,主要从事基于红外光谱的农产品检测研究,E-mail:qxtang@ahau.edu.cn

0　引言

水稻作为最重要的粮食作物之一，其幼苗质量直接影响群体生产力和粮食安全[1-2]。氮素是水稻生长必需的关键营养元素，合理调控施氮浓度能够显著促进植株生长，优化发育质量。在水稻生长过程中，氮肥浓度与幼苗长势密切相关。水稻幼苗的长势（如株高、叶面积、叶色、生物量等）是其对生长环境（包括氮素供应）的生理响应最直观、综合的表征。前期施氮浓度直接影响根系氮素吸收总量，进而影响其光合作用、蛋白质合成、细胞分裂与扩张等基本生理过程，最终表现为可见的生长差异。

然而，氮肥施用存在严格的双向阈值效应——过量施用不仅抑制幼苗正常生长，还可能通过土壤淋溶和气体挥发引发面源污染，破坏农田生态系统平衡；而氮肥供给不足，则会导致植株代谢受阻，直接影响产量[3]。因此，精确量化氮肥施用的生态经济阈值，并依据幼苗长势进行动态诊断与调控，是实现水稻生产“粮食安全-生态友好”双赢目标的核心环节。

常见的氮素检测方法主要包括化学分析法和仪器传感技术[4-5]。其中，化学分析法（如凯氏定氮法、比色法）虽可实现氮素含量的高精度测定，但其操作流程繁琐、耗时较长，且依赖破坏性取样；仪器传感技术（如离子选择性电极）虽然具备快速、非破坏性的显著优势，却易受土壤含水率、作物品种等环境因素干扰，部分设备成本偏高，且检测精度需通过与化学分析法的校准加以保障。上述方法因信息维度局限，难以全面捕捉氮素与作物生理状态间的复杂关联。

为突破传统方法的局限，近年来多技术融合在作物氮素监测中广泛应用[6-11]。尽管在技术手段上有所创新，但仍存在数据模态单一或融合深度不足的共性问题。相比之下，多模态数据融合技术通过整合不同来源、不同维度的信息，能够突破单一数据的局限性。且模态数据融合技术在提升氮素参数反演精度方面的有效性已得到诸多研究的支持[12-14]。这些研究表明，多模态融合是破解复杂农业信息的有力手段。

尽管已有研究取得显著进展，但在水稻幼苗期施氮水平识别方面，仍缺乏针对多模态数据深度融合的系统研究。本文在现有的研究基础上，建立一种水稻幼苗施氮水平识别模型。通过构建包含生长指标、近红外光谱数据和叶片图像数据的多模态数据集，提出基于改进通道注意力机制（Improved channel attention mechanism，ICAM）和跨模态融合方法的深度学习模型，实现物理生长指标、光谱特征与图像特征的有效融合，为水稻幼苗氮肥精准施用提供新技术解决方案。

1　材料与方法

1.1　试验材料准备

试验水稻品种为晶两优 5438 号（Jingliangyou 5438，JLY5438）[15]，由安徽省农业科学院水稻研究所提供。试验氮肥为尿素[16]（总氮质量分数不低于 46%），由辛集市衣典商贸有限公司提供。

1.2　试验设计

试验在安徽省农业科学院室内进行，平均温度设置为：白天 35℃，夜间 28℃，相对湿度保持在 70% ~ 80%。本研究采用营养液水培法[17]进行水稻栽培试验。首先，将水稻种子经 10% 过氧化氢溶液灭菌处理 10 min 后，进行浸种催芽。随后，在秧苗生长至 2 d 时，采用国际水稻研究所的营养液进行培育，见图 1。待秧苗达到一叶一心生长阶段（约 7 d）时，将其移植于水培育秧盒（体积为 1.26 L，87 mm × 127 mm × 114 mm）中进行后续培养。

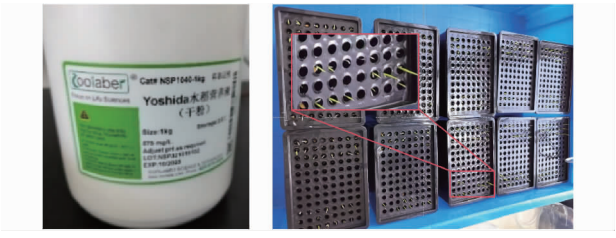


图 1　营养液和育秧图

Fig. 1　Nutrient solution and seedling cultivation diagram

移栽当天开始氮处理，供氮浓度参考国际水稻研究所（IRRI）推荐的水稻水培氮浓度范围（0.5 ~ 3.0 mmol/L）[18]，同时覆盖“氮胁迫（CK：Control Check、T1）-适宜氮（T2、T3）-高氮（T4）”完整区间，可全面捕捉幼苗在氮缺乏（如叶片黄化、生长迟缓）、氮适宜（株型健壮、叶绿素含量稳定）、氮过量（叶片浓绿但茎秆纤细）下的生理差异，满足施氮水平分类需求，试验共设置 5 个不同供氮浓度水平，使用单一氮源（$(NH_4)_2SO_4$），试验设置 3 个生物学重复。氮浓度设计为 CK（0 mmol/L）、T1（0.72 mmol/L）、T2（1.43 mmol/L）、T3（2.15 mmol/L）、T4（2.86 mmol/L）和营养液元素配方为 P（NaH_2PO_4）10 mg/L、K（K_2SO_4）40 mg/L、Ca（$CaCl_2$）40 mg/L、Mg（$MgSO_4$）40 mg/L、Fe（$FeCl_3$）2 mg/L、Mn（$MnCl_2 \cdot 4H_2O$）0.5 mg/L、B（H_3BO_3）0.2 mg/L、Zn（$ZnSO_4 \cdot 7H_2O$）0.01 mg/L。

1.3　生长指标测定及光谱采集

为量化施氮水平对水稻幼苗表型及生理状态的

影响,选取处理后约 14 d 的水稻幼苗作为测定对象,以株高、茎宽、鲜质量、平均 CO_2 浓度、叶面积、叶绿素含量为核心指标进行测定。

1.3.1 水稻幼苗生长指标测定

株高:随机选取 5 株生长状况良好且具有代表性的水稻幼苗,以确保数据的可靠性和普遍性。用刻度尺进行株高的测量,确保测量工具准确且已校准。从每株幼苗的基部开始,测量至其顶部的自然高度。每株幼苗进行 3 次独立测量,记录每次的测量值。并获取每株幼苗的平均高度。

茎宽:从水稻幼苗中随机选取 5 株生长状况良好且具有代表性的幼苗进行测量,以确保结果的可靠性和普遍性。使用游标卡尺进行茎宽测量,确保测量工具准确且校准良好。在每株水稻幼苗的主茎干基部第一节间最宽处进行测量。每株幼苗在该位置测量 2 次,记录数值。随后将幼苗旋转 90°,在同一位置再测量 2 次,记录数值。每株幼苗共进行 4 次测量。计算每株幼苗的平均茎宽。

鲜质量:每株幼苗在基部剪断后,立即放入称量容器中,以防水分蒸发。使用精度为 0.01 g 的天平测量每株幼苗的鲜质量。

单株平均 CO_2 浓度:在每个容器的底座上安装 CO_2 传感器,确保传感器稳定且密封良好,以防止气体泄漏。将底座固定在一个容器上,并用玻璃罩完全覆盖容器,以创建一个封闭的环境,避免外部 CO_2 干扰。将玻璃罩用黑色塑料袋包裹起来,确保只测量呼吸作用期间的 CO_2 浓度变化,而不受光合作用影响。集气 60 min,记录 CO_2 浓度值。计算单株平均 CO_2 浓度。

叶面积:选择每株水稻叶片上健康且无病害的水稻叶片,并在良好的光照条件下拍摄。将叶片平铺于白色背景上,从正上方垂直拍摄,确保图像清晰。拍摄后,使用数字图像处理软件对图像进行处理。首先调整图像的对比度和亮度,随后应用阈值分割技术提取叶片轮廓。计算提取区域的像素数量,并记录该数值。计算整个图像的总像素数,得出提取区域在图像中的比例。根据比例尺转换得到叶片实际面积。

叶片叶绿素含量:使用手持式叶绿素测定仪(SPAD-502Plus 型,柯尼卡美能达)分别在每株水稻测定主茎上完全展开的水稻叶片叶绿素值,选取叶片中部及上、下 3 cm 处测量,取 3 次测定的平均值作为本植株的叶绿素测定值,每株重复 9 次。

1.3.2 水稻幼苗叶片近红外光谱数据采集

选取健康的水稻幼苗植株为研究对象,获取叶面的近红外光谱信息。本试验使用深圳谱研互联科技有限公司生产的 NIR-R210 微型近红外光谱仪来采集水稻幼苗叶片的光谱数据[19-22]。数据采集覆盖短波红外区间,具体波长范围为 900 ~ 1 700 nm,探测器为 1mm InGaAs。试验时,将水稻幼苗叶片贴放在光谱仪测量位置,获取叶片吸光度,光谱采集示意图见图 2。近红外光谱数据的采集参数:曝光时间为 0.635 ms,增益设为 64 dB,数字分辨率 10 nm。

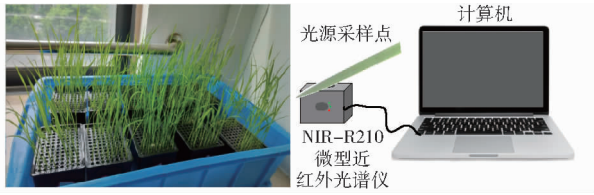


图 2 近红外光谱数据采集示意图

Fig. 2 Schematic of near-infrared spectral data acquisition

1.4 多模态数据集构建

以不同施氮浓度处理的水稻幼苗为研究对象,采集其对应的多维度数据并整合为一组完整样本,最终构建包含 397 组样本的多模态数据集(表 1),为施肥决策提供数据支撑。每组样本涵盖以下多源异构数据:水稻幼苗的株高、茎宽、鲜质量、幼苗的叶面积、平均 CO_2 浓度、叶片叶绿素含量、幼苗图像和近红外光谱数据。

表 1 数据集的供氮浓度分布

Tab. 1 Distribution of nitrogen supply concentrations in dataset

供氮浓度	总样本数	占比/%
CK	65	16.37
T1	74	18.64
T2	58	14.61
T3	89	22.42
T4	111	27.96
合计	397	100

本研究采用源头唯一标识绑定 + 人工校验的方案,通过物理关联与人工复核确保数据匹配,实现株高等数据与图像进行对齐。为了实现幼苗图像数据与近红外光谱数据的对齐,通过物理定位锚定 + 样本归属绑定实现两类数据的精准关联。数据集存在轻微不平衡:T4 组样本占比最高(27.96%),T2 组占比最低(14.61%)。数据经预处理后,数据集按照比例 6∶3∶1 划分为训练集、验证集和测试集。为避免模型偏向多数类(T4),本文采用“类别权重调整(训练阶段)”的方法解决,通过交叉熵损失函数的权重分配,使模型对少数类样本的分类错误惩罚更高,平衡各类别的训练优先级。

2　构建多模态数据融合的施氮水平识别模型

2.1　ICAM

水稻幼苗的多模态数据(如生长指标、光谱、图像等)呈现出显著的特征异构性,不同施氮水平下的关键特征在各模态、各通道中的响应强度差异显著,部分次要信息甚至会对模型的特征学习产生干扰,直接影响施氮水平识别的准确性与鲁棒性。注意力机制凭借其动态聚焦关键信息、抑制无关干扰的特性[23-25],为实现特征的自适应加权与重要性筛选提供了有效思路。其中通道注意力机制的典型结构如图 3 所示。

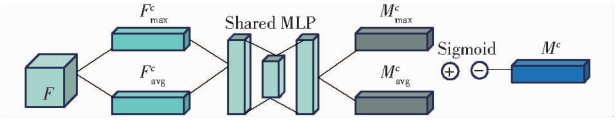


图 3　通道注意力机制典型的网络结构图

Fig. 3　Typical channel attention mechanism network structure diagram

通道注意力机制 $M^c(F)$ 的计算公式为

$$M^c(F) = \sigma(\mathrm{MLP}(\mathrm{AvgPool}(F)) + \mathrm{MLP}(\mathrm{MaxPool}(F))) = \sigma(w_1(f(w_0(F^c_{avg}))) + w_1(f(w_0(F^c_{max})))) \quad (1)$$

式中　σ——Sigmoid 函数

w_0、w_1——MLP 网络中两层卷积层的权重

F——原始特征

F^c_{avg}——全局平均池化特征

F^c_{max}——全局最大池化特征

f——ReLU 激活函数

MLP——多层感知机

AvgPool——全局平均池化

MaxPool——全局最大池化

考虑到水稻幼苗生长过程中,株高、茎宽等生长指标对氮肥浓度预测存在重要影响,需进一步分析各生长指标间的相关性,本研究对经典通道注意力模型进行改进:将原模型中的 Sigmoid 函数替换为 Softmax 函数,以更准确地反映指标间的差异及关联性。ICAM 如图 4 所示。

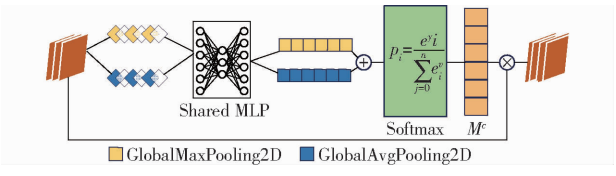


图 4　ICAM 模型

Fig. 4　ICAM model

2.2　基于 Concatenate 机制的多模态数据融合

水稻幼苗多模态数据具有显著的异构性,能从形态、生理、生化等角度互补表征幼苗生长状态。这种异构性与互补性决定了需采用特征级融合以整合多维度信息。其中 Concatenate 作为直接有效的特征级融合方法,通过将不同模态提取的特征向量沿维度轴向连接,构建统一的高维特征空间。该操作保留了各模态的原始信息,并使下游模型能够学习跨模态关联。如图 5 所示,Concatenate 机制通过跨层级特征重用,增强了模型对不同抽象层次特征的感知能力,从而提升表征性能。

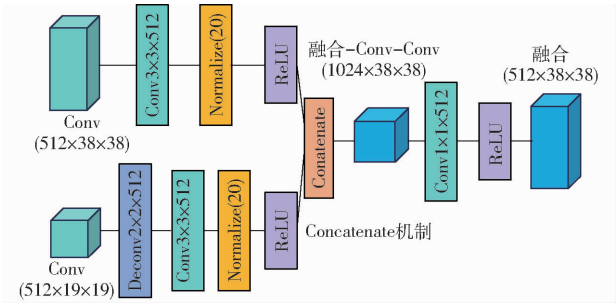


图 5　Concatenate 机制

Fig. 5　Concatenate mechanism

从图 5 可以看出,应用 Concatenate 机制后,2 个尺寸为 512×38×38 的特征图被拼接成 1 个尺寸为 1 024×38×38 的新特征图。在卷积神经网络中,连通性需要每个节点的特征在深度方向上都具有相同的尺寸。然后将新生成的图像信息导入到下一层的学习过程中。

2.3　多模态数据融合网络搭建

多模态数据融合网络(Multi-modal fusion network,MMFN)旨在通过深度学习架构整合异构农业数据,提升施氮水平识别准确性。具体网络架构如图 6 所示,详细的网络结构见图 7。

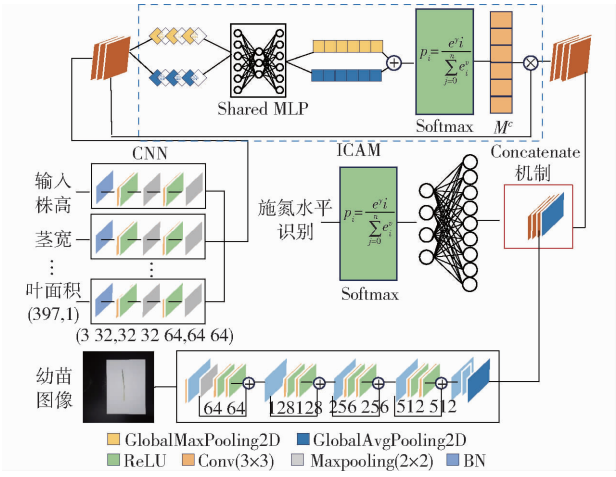


图 6　多模态数据融合网络架构

Fig. 6　Multimodal data fusion network

该模型的输入信号包括多模态数据(生长指标、叶面积、平均 CO_2 浓度、叶片叶绿素含量、幼苗图像和近红外光谱数据)。模型结构主要由 2 个分支

组成:第 1 个分支通过卷积神经网络(CNN)提取一维生长指标数据的特征,提取后的特征将输入到 ICAM 模块进行相关性分析,ICAM 模块为每个通道分配权重,进而调整原始通道特征的相关性,形成优化后的综合一维生长指标特征;第 2 个分支采用 ResNet 网络对水稻幼苗叶片图像进行特征提取。2 条分支提取的特征在多模态融合层通过 Concatenate 机制进行融合。最后,融合后的综合特征将输入分类层(由全连接层和 Softmax 激活函数组成),输出施氮水平各预设类别的概率分布,最终确定施氮水平类别(CK、T1、T2、T3、T4)。该网络采用 Adam 优化器对整个模型进行训练。在损失函数方面,选用交叉熵损失函数。

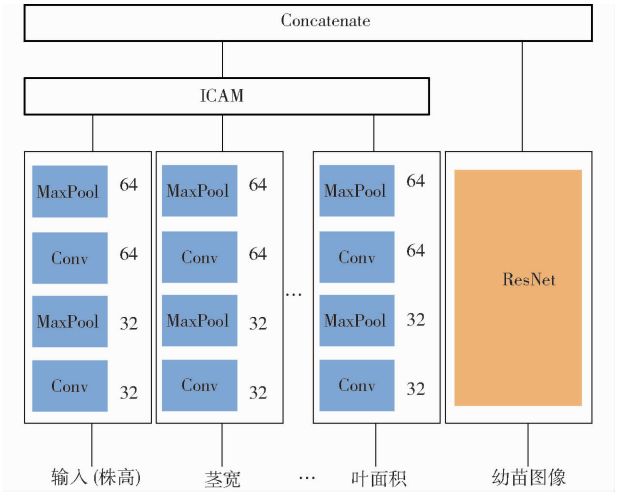


图 7 多模态数据融合网络结构图

Fig. 7 Specific structure of multimodal fusion network

3 结果与分析

网络的超参数设置为:采用 Adam 优化器,设置批处理大小(batch size)为 16,初始学习率为 0.01,并采用余弦衰减策略降至最小学习率 0.001。权重衰减系数设为 0.000 1 以控制过拟合,全连接层使用 Dropout 率为 0.5,模型共训练 20 个 epoch。

3.1 基于 MMFN 的结果分析

利用所建立的 MMFN,在训练集和验证集上,损失和准确度结果如图 8 所示。图 8a 的损失曲线显示,随着训练轮数的增加,训练集和验证集的损失均呈下降趋势,且两者趋势基本一致,表明模型在训练过程中不断优化,同时未出现明显的过拟合现象,具备良好的泛化能力。图 8b 的准确度曲线进一步印证了这一点,训练集和验证集的准确度均随训练轮数的增加而上升,且趋于平稳,说明模型在接近收敛时仍能保持较好的识别性能。综合来看,该多模态数据融合模型在训练过程中表现稳健,具有较好的泛化能力和优化潜力。

本研究采用准确度(Acc)、召回率(Recall)、精度(Precision)和 F1 分数(F1 score)作为品质评价指标。该分类模型的混淆矩阵(图 9)清晰展现了 5 个类别(CK、T1、T2、T3、T4)的分类结果分布。真实样本量分别为 65、74、58、89、111 个,各单个类别的准确率均保持在较高水平:CK 类为 96.92%,T1 类为 98.65%,T2 类为 98.28%,T3 类为 97.75%,T4 类为 96.40%。矩阵对角线元素占比显著,错误分类样本数量极少且分布分散,各类别间混淆程度低。MMFN 在测试集上的准确度提升到 97.55%,召回率为 95.34%,精度为 95.87%,F1 分数为 95.72%,验证了模型在各分类任务上均具有优异且稳定的性能。

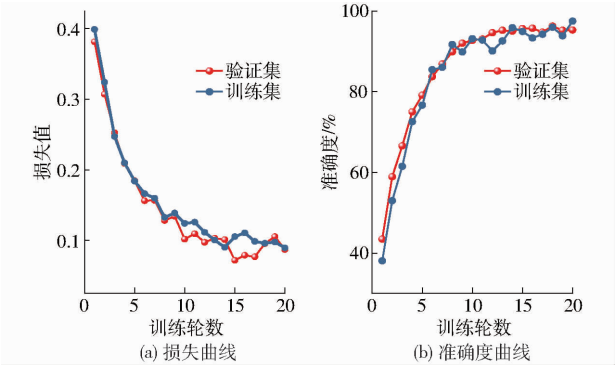


图 8 多模态数据融合结果图

Fig. 8 Multimodal data fusion results

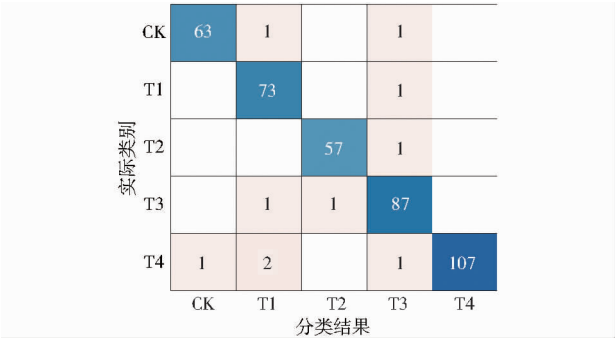


图 9 混淆矩阵

Fig. 9 Confusion matrix

为进一步验证 MMFN 在领域内的竞争力,将其与近年水稻施氮水平识别相关研究的核心性能进行对比,结果如表 2 所示。

由表 2 可见,与同类研究相比,本研究在数据融合维度、识别精度、应用场景适配性及成本平衡上均展现显著优势。文献[8、12]仅依赖光谱数据,文献[13]仅采用图像模态,均无法完整表征氮素对水稻的复杂影响。而本研究首次实现“生长指标(生理状态:株高、SPAD 值等)+近红外光谱(生化成分:氮素相关官能团)+图像模态(叶片纹理、颜色)”3 类数据的全覆盖,通过多维度信息交叉验证,有效规避单一模态的信息盲区。本研究所提出的 MMFN 准确度达 97.55%。主要得益于 ICAM 可精

表 2　性能对比

Tab. 2　Performance comparison

研究来源	数据模态	模型类型	识别对象	优势与局限
文献[8]	无人机偏振光谱	线性回归	水稻冠层氮素含量反演	覆盖范围广；局限：依赖天气，精度较低
文献[12]	无人机遥感＋地面光谱	VI＋TI＋ECH＋FN	水稻氮含量	兼顾范围与精度；局限：未引入图像特征
文献[13]	叶片图像	ResNet50	水稻冠层氮素	成本低；局限：仅图像模态，鲁棒性差
本研究	生长指标＋近红外光谱＋叶片图像	MMFN	水稻幼苗施氮水平	多模态融合，精度高，成本可控

准筛选关键特征；多模态融合克服单一模态的信息局限。相比依赖无人机的研究，本研究不受天气、地形限制，可直接用于育苗期小范围精准诊断，更贴合水稻育苗阶段的实际需求。

综上，通过与同类研究的多维度对比可见，本研究不仅在识别精度上实现突破，更在数据融合逻辑、场景适配性及成本控制上形成差异化优势，为农业小范围精准监测提供了更具实用性的技术路径。

3.2　不同模型的结果比较

为了进一步验证所提模型的准确性，将其与 2 种对比模型进行了比较：基于 Concatenate 机制的一维数值型数据（生长指标-光谱）融合施氮水平识别模型和基于 ICAM 的一维数值型数据（生长指标-光谱）融合施氮水平识别模型。其中，基于 Concatenate 机制的一维数值型数据（生长指标-光谱）融合施氮水平识别模型，仅在特征层进行简单的特征拼接，未引入任何注意力机制；而基于 ICAM 的一维数值型数据（生长指标-光谱）融合施氮水平识别模型，是在特征层对一维生长指标进行基于 ICAM 的融合，即利用基于注意力机制的 CNN 一维特征进行关联研究。2 个模型只对株高、茎宽、叶面积、叶绿素含量、单株平均 CO_2 浓度和近红外光谱数据进行融合，最终识别施氮水平。

利用上述 2 种一维数值型数据融合模型，在训练集和验证集上，得到的损失和准确度结果如图 10 所示。图 10a 显示，基于 Concatenate 机制的模型在训练过程中，训练集与验证集损失均从较高水平随训练轮数增加稳步下降，后期趋于平稳且二者接近；图 10b 表明，训练集与验证集准确度持续上升并最终趋于稳定，且数值相近的态势，该机制下模型能有效学习且具备一定泛化能力。而图 10c 中，基于 ICAM 的模型损失曲线同样呈下降趋势，但其下降

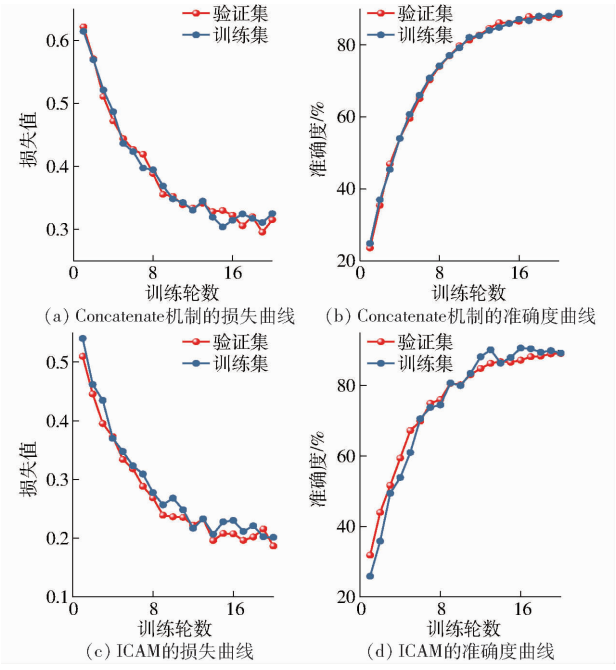


图 10　训练曲线

Fig. 10　Training curves

速度和幅度均与 Concatenate 机制存在差异，训练过程中损失的波动反映出其在数据融合学习中的复杂性和动态适应性；图 10d 进一步显示，该机制在训练中初期提升较缓、后期加速跃升的独特提升模式，表现出阶段性学习和后期高效利用信息的特征。对比来看，基于 ICAM 在损失下降的特定阶段以及最终达到的准确度水平上展现出优势，说明其在多模态信息整合和模型性能提升方面更具优越性，能够更有效地利用不同模态数据，使模型在训练过程中获得更好的性能表现。

3 种模型在测试集上的结果如表 3 所示。由表 3 可见，所提的 MMFN 模型相比 Concatenate 机制的模型，准确度提高 8.43 个百分点，精度提高 4.52 个百分点；较 ICAM 的模型，准确度和精度分别提高 4.88 个百分点和 3.02 个百分点。结果表明，所提的 MMFN 通过多模态数据协同优化，有效挖掘了不同模态间的互补信息（如光谱反映的生化成分与图像反映的形态特征），显著提升了施氮水平识别的准确性与稳健性。

表 3　测试集的结果比较

Tab. 3　Comparison of test set results　%

数据	网络	准确度	召回率	精度	F1 分数
一维数据	Concatenate	89.12	90.56	91.35	89.45
	ICAM	92.67	93.23	92.85	91.04
多模态数据集	MMFN	97.55	95.34	95.87	95.72

3.3　消融试验

基于 MMFN，设置 4 组消融试验，以分别验证 ICAM、Concatenate 多模态融合、图像模态引入的作

用。模型 A(基础对照模型):无 ICAM,不引入图像模态,仅融合生长指标与光谱数据,采用 CNN 进行提取特征;模型 B(基础 + ICAM 验证模型):不引入图像模态,融合生长指标与光谱数据,用 ICAM 优化特征通道权重;模型 C(基础 + Concatenate 多模态融合):引入图像模态,采用 Concatenate 融合生长指标、光谱与图像数据,但不加入 ICAM;模型 D(MMFN):即本研究提出的 MMFN,同时引入图像模态与 ICAM,通过 Concatenate 融合生长指标、光谱数据与图像数据,并利用 ICAM 优化特征权重。

所有模型均在统一试验条件下训练:硬件平台为 Intel i7 - 12700K CPU、NVIDIA RTX 3090 GPU、64 GB 内存;超参数设置:batch size 为 16、学习率为 0.01、epoch 为 20。结果如表 4 所示。

表 4 消融试验结果对比

Tab. 4 Comparison of melting experiment results

模型	参数量	每轮次训练时间/min	测试集准确度/%	测试集 F1 分数/%
A	8.2×10^6	2.1	85.32	84.15
B	8.5×10^6	2.3	92.67	91.04
C	1.58×10^7	4.5	94.21	93.86
D(MMFN)	1.61×10^7	4.8	97.55	95.72

对比模型 A 与模型 B,加入 ICAM 后,参数量仅增加 3×10^5(相对增幅 3.66%),每轮次训练时间仅增加 0.2 min(相对增幅 9.52%),但准确度提升 7.35 个百分点,F1 分数提升 6.89 个百分点,这表明 ICAM 能有效优化特征权重,提升模型性能且成本较低。对比模型 B 与模型 C,加入图像模态后,参数量增加 7.3×10^6(相对增幅 85.88%),每轮次训练时间增加 2.2 min(相对增幅 95.65%),但准确度提升 1.54 个百分点,F1 分数提升 2.82 个百分点,这说明图像模态提供的形态特征可补充数值模态信息,虽增加计算成本,但性能增益显著。模型 D(MMFN)在加入 ICAM 和图像模态后,准确度和 F1 分数分别达到 97.55% 和 95.72%,较模型 C 进一步提升 3.34 个百分点和 1.86 个百分点,且参数量仅额外增加 3×10^5、每轮次训练时间仅增加 0.3 min,可在控制成本的同时实现性能最大化。

3.4 讨论

本研究构建了 MMFN 模型。实验结果表明,该模型在测试集上准确度达 97.55%,其召回率、精度和 F1 分数也分别达到 95.34%、95.87% 和 95.72%,展现出卓越的性能。

该模型的优越性能主要源于其有效的多模态信息融合能力。具体而言,近红外光谱、叶片图像和生长指标分别提供了水稻植株的生化成分、表面形态与纹理,以及整体长势等多维度信息。模态间存在显著的互补性,使得 MMFN 能够克服传统单模态方法的信息局限,实现对水稻氮素状态更为全面和精确的表征。尤为关键的是,本研究引入 ICAM,能够自适应地校准与加权不同模态特征通道的贡献,从而在融合过程中有效抑制冗余信息,并强化对关键判别性特征的响应。且所提模型,其单次测量的边际成本和长期应用潜力显著低于传统的凯氏定氮法(表 5),在大规模监测的场景下具有巨大的成本优势。

表 5 成本比较

Tab. 5 Cost comparison

成本类型	凯氏定氮法	多模态数据融合方法
初始设备投入	全自动凯氏定氮仪约 6.8 ~ 12 万元	近红外光谱仪 2 万元;成像用的手机;手持式叶绿素测定仪为借用
单次测量耗材成本	高(硫酸、催化剂、碱、指示剂等消耗性化学试剂)	极低(主要为电和计算资源)
人工与时间成本	非常高(取样、前处理、消解、蒸馏、滴定,耗时数小时)	低(一次采集,自动化分析,耗时以分钟计)

对比试验进一步验证了 MMFN 与 ICAM 的有效性。较 Concatenate 机制的模型(准确度 89.12%,精度 91.35%),MMFN 的准确度和精度分别提升 8.43 个百分点和 4.52 个百分点;较 ICAM 的模型,MMFN 的准确度提高 4.88 个百分点,精度提高 3.02 个百分点。

从领域研究现状来看,现有水稻施氮水平识别研究仍存在 2 个关键局限。①模态覆盖不完整或融合效率低,未充分利用“生化信息(光谱)-生理量化(生长指标)-形态特征(图像)”三维互补性;且融合方式多停留在特征直接拼接(如 CNN 拼接),未考虑不同模态的权重差异(如光谱噪声干扰、图像冗余信息),导致性能提升受限。②注意力机制应用单一,仅针对单模态(如光谱波段注意力),未将其与多模态融合结合,无法解决模态间干扰问题。本研究的 MMFN 恰好针对上述局限提出优化。

综上所述,本研究提出的 MMFN 为水稻氮素的精准监测与肥力调控提供了可靠的技术支持。展望未来,该模型有望与无人机遥感平台或田间实时传感器网络相结合,推动田间智能施肥系统的实际应用,为实现农业精准管理提供有力工具。

4 结论

(1)建立一种基于 MMFN 的识别模型,实现水

稻幼苗施氮水平有效识别。MMFN 网络通过引入 ICAM 和 Concatenate 机制，实现多模态数据有效融合。

(2)构建一个多模态数据集。利用采集的水稻幼苗在不同施氮浓度下的生长指标(株高、茎宽、鲜质量)、叶面积、平均 CO_2 浓度、叶片叶绿素含量、幼苗图像和近红外光谱数据，经标准化预处理后，构建包含多源异构信息的水稻幼苗多模态数据集，为施肥决策提供数据支撑。

(3)将 MMFN 模型与基于 Concatenate 机制的施氮水平识别模型、基于 ICAM 的施氮水平识别模型进行对比。所提的 MMFN 模型准确度达到 97.55%，精度达到 95.87%，证明了所提模型的准确性。

参 考 文 献

[1] SINGH G, KAUR N, KHANNA R, et al. 2Gs and plant architecture: breaking grain yield ceiling through breeding approaches for next wave of revolution in rice (*Oryza sativa* L.)[J]. Critical Reviews in Biotechnology, 2024, 44(1): 139 – 162.

[2] LI Jinyu, YANG Chuang, XU Jiming, et al. The hot science in rice research: how rice plants cope with heat stress[J]. Plant, Cell & Environment, 2023, 46(4): 1087 – 1103.

[3] 刘慧，焦岩，窦婉毓，等. 减氮配施生物炭对土壤肥力和水稻产量的补偿效应与机制[J]. 农业机械学报, 2024, 55(9): 391 – 401.
LIU Hui, JIAO Yan, DOU Wanyu, et al. Compensation effect and mechanism of nitrogen reduction combined with biochar application on soil fertility and rice yield[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(9): 391 – 401. (in Chinese)

[4] FANG Xianzhi, FANG Shuqin, DING Yue, et al. Microplastic exposure inhibits nitrate uptake and assimilation in wheat plants [J]. Environmental Pollution, 2024, 360: 124626.

[5] LI W, WEISS M, JAY S, et al. Daily monitoring of effective green area index and vegetation chlorophyll content from continuous acquisitions of a multi-band spectrometer over winter wheat[J]. Remote Sensing of Environment, 2024, 300: 113883.

[6] WAKAHARA S, MIAO Y, MCNEARNEY M, et al. Non-destructive potato petiole nitrate-nitrogen prediction using chlorophyll meter and multi-source data fusion with machine learning[J]. European Journal of Agronomy, 2025, 164: 127483.

[7] RUAN G, SCHMIDHALTER U, YUAN F, et al. Exploring the transferability of wheat nitrogen status estimation with multisource data and evolutionary algorithm-deep learning (EA – DL) framework[J]. European Journal of Agronomy, 2023, 143: 126727.

[8] 许童羽，杨佳欣，白驹驰，等. 基于无人机偏振遥感的水稻冠层氮素含量反演模型[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 171 – 178.
XU Tongyu, YANG Jiaxin, BAI Juchi, et al. Inversion model of nitrogen content of rice canopy based on UAV polarimetric remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 171 – 178. (in Chinese)

[9] PAN P T, BOUZEMBRAK Y, QUEMADA M, et al. Prediction of winter wheat nitrogen nutrition index using high-resolution satellite and machine learning[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 12:101119.

[10] 刘静，汪泓，张磊，等. 基于高光谱的辣椒叶片氮素含量反演[J]. 中国农业科学, 2025, 58(2): 252 – 265.
LIU Jing, WANG Hong, ZHANG Lei, et al. Inversion of nitrogen content in chili pepper leaves based on hyperspectral analysis[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2025, 58(2): 252 – 265. (in Chinese)

[11] 连炳瑞，李雅豪，张静，等. 基于无人机多光谱植被指数的生菜全氮含量预测[J]. 光谱学与光谱分析, 2024, 44(8): 2318 – 2325.
LIAN Bingrui, LI Yahao, ZHANG Jing, et al. Prediction of total nitrogen content of lettuce based on UAV multi-spectral vegetation index[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44(8): 2318 – 2325. (in Chinese)

[12] 王宇唯，马旭，谭穗妍，等. 无人机遥感与地面观测的多模态数据融合反演水稻氮含量[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 100 – 109.
WANG Yuwei, MA Xu, TAN Suiyan, et al. Inverting rice nitrogen content with multimodal data fusion of unmanned aerialvehicle remote sensing and ground observations[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(18): 100 – 109. (in Chinese)

[13] 叶春，刘莹，刘继忠，等. 基于 LBPHSV + ResNet50 融合的水稻冠层氮素营养监测方法[J]. 中国农业大学学报, 2023, 28(1): 39 – 47.
YE Chun, LIU Ying, LIU Jizhong, et al. A method for monitoring nitrogen nutrition in rice canopy based on LBPHSV + ResNet50 fusion[J]. Journal of China Agricultural University, 2023, 28(1): 39 – 47. (in Chinese)

[14] 杨红云，郭紫微，郭高飞，等. 基于 Stacking 集成卷积神经网络的水稻氮素营养诊断[J]. 植物营养与肥料学报, 2023, 29(3): 573 – 581.
YANG Hongyun, GUO Ziwei, GUO Gaofei, et al. Rice nitrogen nutrition diagnosis based on Stacking integrated convolutional neural network[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2023, 29(3): 573 – 581. (in Chinese)

[15] 林文生. 2022 年武平县优质稻品种筛选对比试验[J]. 乡村科技, 2023, 14(14): 100 – 103.
LIN Wensheng. 2022 Wuping county high-quality rice variety selection and comparison trial[J]. Rural Science and Technology, 2023, 14(14): 100 – 103. (in Chinese)

[16] 李铁成，张忠学，张作合，等. 氮肥减施对节水灌溉稻田 NH_3 与 N_2O 排放及氮肥利用的影响[J]. 农业机械学报, 2023,

54(10): 348 - 355.
LI Tiecheng, ZHANG Zhongxue, ZHANG Zuohe, et al. Effects of nitrogen fertilizer reduction under water-saving irrigation on NH_3, N_2O emissions and absorption of nitrogen fertilizer in black soil paddy fields[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 348 - 355. (in Chinese)
[17] 陈宇,程瑞锋,柯昊纯,等. 苗期供液模式对植物工厂水培生菜生长的影响[J]. 农业工程学报, 2025, 41(9): 183 - 190.
CHEN Yu, CHENG Ruifeng, KE Haochun, et al. Effects of irrigation mode on the growth of hydroponic lettuce in plantfactory [J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(9): 183 - 190. (in Chinese)
[18] 赵霞,徐春梅,王丹英,等. 根际溶氧量对分蘖期水稻生长特性及其氮素代谢的影响[J]. 中国农业科学, 2015, 48(18): 3733 - 3742.
ZHAO Xia, XU Chunmei, WANG Danying, et al. Effect of rhizosphere oxygen on the growth characteristics of rice and its nitrogen metabolism at tillering stage[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2015, 48(18): 3733 - 3742. (in Chinese)
[19] KUMAR K. Competitive adaptive reweighted sampling assisted partial least square analysis of excitation-emission matrix fluorescence spectroscopic data sets of certain polycyclic aromatic hydrocarbons[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2021, 244: 118874.
[20] JIANG H, XU W, DING Y, et al. Quantitative analysis of yeast fermentation process using Raman spectroscopy: comparison of CARS and VCPA for variable selection[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2020, 228: 117781.
[21] 张雨晴,王克俭,司永胜,等. 基于 Si - VISSA 特征波长选择的羊肉掺假检测方法[J]. 河北农业大学学报, 2024, 47(5): 109 - 115.
ZHANG Yuqing, WANG Kejian, SI Yongsheng, et al. Detection method of mutton adulteration based on Si - VISSA characteristic wavelength selection[J]. Journal of Hebei Agricultural University, 2024, 47(5): 109 - 115. (in Chinese)
[22] 常洪娟,蒙庆华,吴哲锋,等. 基于反向传播神经网络和高光谱成像的芒果可溶性固形物含量检测[J]. 食品安全质量检测学报, 2024, 15(2): 141 - 148.
CHANG Hongjuan, MENG Qinghua, WU Zhefeng, et al. Detection of soluble solids content in mango based on backpropagation algorithm neural network and hyperspectral imaging[J]. Journal of Food Safety & Quality, 2024, 15(2): 141 - 148. (in Chinese)
[23] FU Y, HONG Y, CHEN L, et al. LE - GAN: unsupervised low-light image enhancement network using attention module and identity invariant loss[J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 240: 108010.
[24] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: convolutional block attention module[C]// Proceedings of the Proceedings of the European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 3 - 19.
[25] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C]// Proceedings of the Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132.

(上接第 273 页)

[23] 胡博,刘尧,张勇军,等. 基于 EDEM - FLUENT 耦合的脱水蔬菜烘干机内部风道仿真设计[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(12): 116 - 126, 147.
HU Bo, LIU Yao, ZHANG Yongjun, et al. Simulation design of internal air duct of dehydrated vegetable dryer based on EDEM - FLUENT coupling[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(12): 116 - 126, 147. (in Chinese)
[24] BOLOBOV V, MARTYNENKO Y, YURTAEV S. Experimental determination of the flow coefficient for a constrictor nozzle with a critical outflow of gas[J]. Fluids, 2023(8): 169.
[25] WEISS S, MICKAN B, POLANSKY J, et al. Improved prediction of the flow in cylindrical critical flow venturi nozzles using a transitional model[J]. Flow, Turbulence and Combustion, 2024, 113(2): 363 - 389.
[26] 孙戬,姜博艺,张守京,等. 棉纺异纤分拣机废棉通道结构的优化仿真[J]. 棉纺织技术, 2022, 50(11): 28 - 31.
SUN Jian, JIANG Boyi, ZHANG Shoujing, et al. Optimization and simulation of waste cotton channel structure in cotton spinning foreign fiber sorter[J]. Cotton Textile Technology, 2022, 50(11): 28 - 31. (in Chinese)
[27] 刘重晓,王江峰. 滑移流区化学非平衡流中气动热环境的数值模拟[J]. 航空学报, 2023, 44(16): 106 - 119.
LIU Chongxiao, WANG Jiangfeng. Numerical simulation of aero-heating in slip flow regime with chemical non-equilibrium[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2023, 44(16): 106 - 119. (in Chinese)
[28] 聂雪媛,刘中玉,黄程德,等. CFD/CSD 方法分析动力效应对民机气动特性影响[J]. 航空动力学报, 2017, 32(7): 1631 - 1638.
NIE Xueyuan, LIU Zhongyu, HUANG Chengde, et al. Analysis of civil aircraft aerodynamic characteristics with powered effects based on CFD/CSD method[J]. Journal of Aerospace Power, 2017, 32(7): 1631 - 1638. (in Chinese)