DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.02.010

基于DMFM-Net的冬小麦氮营养指数反演研究

张云皓[1,2]，孙浩天[1,2]，聂灵芝[1,2]，云白钰[1,2]，徐法虎[1,2]，苏宝峰[1,2*]

（1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院，陕西杨凌，712100；
2. 农业农村部农业物联网重点实验室，陕西杨凌，712100）

摘要：实时且精准地监测冬小麦氮营养指数（nitrogen nutrition index，NNI）对优化大田水肥管理与降低农业面源污染具有重要意义。针对现有深度网络在处理多源无人机遥感数据时易引发模态干扰，以及在时序建模中易丢失二维空间拓扑信息的问题，研究提出一种双分支多源特征融合记忆网络（DMFM-Net）。该方法利用无人机获取冬小麦分蘖期、拔节期和孕穗期的多光谱影像与冠层结构数据，首先通过改进的CBAM-ResNet50双分支骨干网络独立提取光谱特征与冠层结构特征，随后将保留了空间维度的特征张量直接输入卷积长短期记忆网络（ConvLSTM）进行时序建模。结果表明：（1）相比于传统的串行网络（CBAM-ResNet-LSTM）与单分支网络（CBAM-ResNet-ConvLSTM），DMFM-Net有效克服多模态异构数据的噪声干扰，在各关键生育期均展现出最优的反演性能，模型在分蘖期、拔节期和孕穗期的决定系数（R^2）分别达0.76、0.86和0.82，均方根误差（*RMSE*）低至0.11、0.10和0.14。（2）消融试验进一步证实所提架构设计的必要性与科学性。缺乏深层空间编码器的ConvLSTM模型R^2显著下降0.21～0.24；而相比3D-ResNet的静态时空特征提取，DMFM-Net凭借ConvLSTM模块覆盖全生育期的长程动态记忆机制，使各时期反演模型R^2提升了0.07～0.16。（3）基于最优模型生成的田块尺度空间分布图，精准还原不同施氮梯度下冬小麦氮素营养状态的局部空间异质性及其时间演变规律。综上所述，研究结果为复杂大田环境下作物营养状态的多模态时序动态监测提供了全新的理论范式与技术支撑。

关键词：无人机遥感；冬小麦；氮营养指数；深度学习；多源数据融合

中图分类号：S24 **文献标识码：**A **文章编号：**2096-7217（2026）02-0112-12

张云皓，孙浩天，聂灵芝，云白钰，徐法虎，苏宝峰. 基于DMFM-Net的冬小麦氮营养指数反演研究[J]. 智能化农业装备学报（中英文），2026，7(2)：112－123

Zhang Yunhao, Sun Haotian, Nie Lingzhi, Yun Baiyu, Xu Fahu, Su Baofeng. Inversion of winter wheat nitrogen nutrition index based on DMFM-Net [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(2): 112－123

0 引言

氮营养指数（nitrogen nutrition index，NNI）作为表征冬小麦氮素营养状态的关键指标，在精准农业中具有重要科学意义[1]。氮素的过量施用容易导致产量波动的同时增加管理成本，显著降低经济效益，过量的氮素流失还会引发温室气体排放及土壤水体污染[2-3]。因此，研发实时、无损且精准的作物NNI监测技术，对于优化田间水肥管理、提升氮肥利用效率并保障小麦稳产具有重要的现实意义[4]。

随着无人机遥感技术与人工智能的交叉融合，深度学习凭借其强大的端到端非线性映射能力，已逐步取代传统经验模型，成为作物表型参数定量反演的主流手段[5-7]。卷积神经网络（convolutional neural network，CNN）及其变体在处理高分辨率影像时，能够有效捕捉作物冠层复杂的纹理、几何结构及波段间的非线性耦合关系[8]。多项研究表明，引入注意力机制或多源融合策略的CNN模型能显著提升反演精度[8-10]。例如，通过构建多源特征融合网络，研究人员成功实现了冠层氮含量与小麦叶面积指数的高精度估算[8-9]；同时，结合改进的ResNet架构或生成对抗网络，深度模型在冬小麦氮营养指数及产量预测等任务中也展现出极高的拟合优度与鲁棒性[10-11]。

尽管基于静态影像的空间特征反演取得了丰硕成果，但作物的生长发育本质上是一个高度动态的过程[12-13]。单纯依赖单一生育期的数据难以充分解析氮素代谢的演变规律，时序特征的捕捉对于生物量与产量的精准反演至关重要。长短期记忆网络（long short-

收稿日期：2026-04-19 修回日期：2026-05-06
基金项目：宁夏回族自治区重点研发计划项目（2023BCF01001）
第一作者：张云皓，男，2001年生，吉林四平人，硕士研究生；研究方向为农业遥感。E-mail：zhangy.h@nwafu.edu.cn
*通信作者：苏宝峰，男，1981年生，山东济南人，博士，教授；研究方向为田间植物表型获取及应用。E-mail：bfs@nwsuaf.edu.cn

term memory network，LSTM）因具备处理长跨度序列数据的能力，已广泛应用于农业时序表型分析，在区域尺度的小麦估产及水稻全生育期参数反演中，其效能均显著优于静态机器学习模型[14-16]。近年来，为同时兼顾空间异质性与时间动态性，集成3D-CNN、卷积长短期记忆网络（convolutional long short-term memory network，ConvLSTM）等时空协同网络逐渐成为研究热点，通过统筹局部空间特征与时序动态，实现了更高精度的农业反演任务[17-19]。

综上所述，基于CNN与LSTM的时空深度学习架构在作物表型反演中已展现出显著优势。然而，现有网络在处理包含光谱与物理结构的多源异构数据时，多依赖于输入端的强制拼接，极易引发模态间的特征干扰与噪声耦合[20-23]。

此外，传统时序网络在输入前需将高维特征图全局展平，破坏了影像的二维空间结构，导致关键空间信息丢失[24-25]。针对上述问题，本研究提出了一种双分支多源特征融合记忆网络（DMFM-Net）。该方法将光谱数据与冠层结构数据分离，利用嵌入卷积注意力机制的改进型ResNet50独立提取特征，随后将保留了空间维度的三维张量直接输入ConvLSTM单元。最终，两路独立的时空特征图进行精准拼接与回归输出。

本研究通过构建3种递进架构进行对比，旨在为复杂大田环境下的冬小麦NNI多模态融合反演提供全新的理论依据与方法支撑。

1　材料与方法

1.1　试验设计

本试验于中国江苏省苏州市昆山陆家农事综合服务中心无人农场（121°2′28.44″E，31°17′47.84″N）进行。研究区域和采样时间如图1所示。

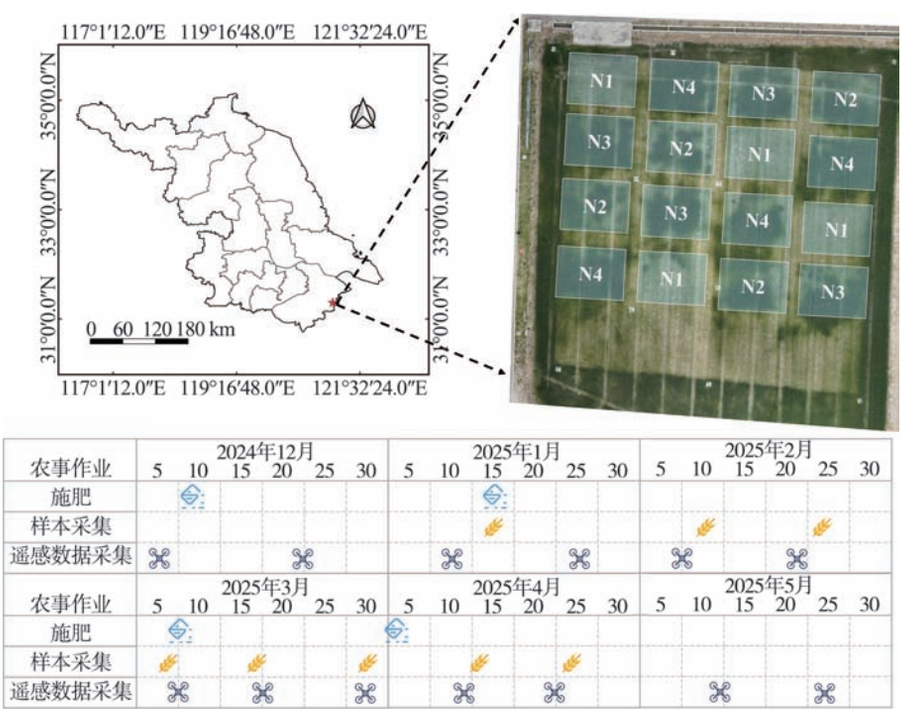


图1　研究区域和试验设计概述

Figure 1　Overview of the study area and experimental design

该地区位于长江中下游，属北亚热带南部季风气候区，有利的气候及土壤条件为种植冬小麦提供了极好的基础。

研究在2024—2025年进行了为期一年的梯度施肥试验，试验田面积为0.35 hm^2，试验冬小麦品种为镇麦20，主要施用氮肥为尿素，一共设置了4个氮浓度梯度[26]，分别为N1（0 kg/hm^2）、N2（120 kg/hm^2）、N3（240 kg/hm^2）、N4（360 kg/hm^2）。磷肥和钾肥在整个生长阶段的施用量分别为90 kg/hm^{2}和48 kg/hm^2，肥料施用详情如表1所示。

其中，基肥、分蘖肥、拔节肥、穗肥的施用比例为5∶1∶2∶2，每个氮浓度设4次重复，使用乱块法进行试验设计，共计16个试验区域，小区面积80 m^2（10 m×8 m），每个试验区域均匀设置5个采样点。

地面样本数据采集的时间点包括3个主要生长阶段：分蘖期、拔节期、孕穗期，每次采集80个样本，每个时期采集两次，3个时期共采集样本480个。

表1 试验施肥记录表

Table 1 Record table of experimental fertilization

日期	施肥时期	施肥梯度	氮 /(kg·hm^{-2})	磷 /(kg·hm^{-2})	钾 /(kg·hm^{-2})
2024/12/06	播种期	N1	0	90	30
		N2	60	90	30
		N3	120	90	30
		N4	180	90	30
2025/02/24	分蘖期	N1	0	0	12
		N2	24	0	12
		N3	48	0	12
		N4	72	0	12
2025/03/17	拔节期	N1	0	0	12
		N2	24	0	12
		N3	48	0	12
		N4	72	0	12
2025/04/11	孕穗期	N1	0	0	6
		N2	12	0	6
		N3	24	0	6
		N4	36	0	6

1.2 数据采集及预处理

1.2.1 无人机遥感数据获取及处理

本研究分别于冬小麦的分蘖期(2025年2月24日,2025年3月7日)、拔节期(2025年3月17日,2025年3月31日)和孕穗期(2025年4月11日,2025年4月23日)3个关键生育期开展航测作业。为确保稳定的太阳辐射条件并最大限度减少因光照角度变化导致的高光斑等影像噪声,所有测绘任务均选定在天气晴朗、无风的正午时分(11:00—13:00)进行。

航拍任务由集成RTK模块的DJI Mavic 3多光谱无人机执行,该系统配备了一台2 000万像素的RGB相机与4台500万像素的多光谱相机,能够同步捕捉绿光(G, 560 nm±16 nm)、红光(R,650 nm±16 nm)、红边(RE,730 nm±16 nm)及近红外(NIR,840 nm±26 nm)等核心光谱波段。飞行高度设定为30 m,对应的空间分辨率为1.41 cm/像素,飞行速度恒定为2.5 m/s。航线规划由DJI Terra生成,前后向与旁向重叠率分别设定为75%和85%,确保了研究区域的全面覆盖与高精度拼接。

1.2.2 地面数据获取与处理

本研究与无人机航测同步开展了地面破坏性采样,以获取干重及植株氮含量(plant nitrogen content, PNC)等核心参数。在预设的80个采样点处,每点随机采集5株具有代表性的冬小麦整株样本。运回实验室后洗净泥沙并剪除根部,将样本置于105 ℃烘箱内杀青30 min,再于80 ℃下持续烘干至恒重。通过称量干重计算各采样点的地上部总干生物量;最后将干燥样本粉碎,采用凯氏定氮法测定其全氮含量[1],用于计算NNI值[26-27],反映植物氮素供应是否满足最优生长需求,计算方法如式(1)所示。

$$\mathrm{NNI}=\frac{N_a}{N_c} \tag{1}$$

式中:NNI——氮营养指数;

N_a——植物实际氮浓度,%;

N_c——临界氮浓度,%。

若NNI=1,表明作物氮素营养水平处于最佳状态,高于1为氮营养过剩,低于1则氮营养不足;其中,N_c是在特定地上植物干物质量(plant dry mass, W)下,维持最优生长所需的最低氮浓度。其与地上部干物质量的关系呈负幂函数形式[26],计算方法如式(2)所示。

$$N_c=4.16\cdot W^{-0.41} \tag{2}$$

式中:W——特定地上植物干物质量。

其中,参数4.16和−0.41参考了王晓玲[26]的研究结果,该研究基于长江中下游区域连续3年的田间试验,涵盖了6个冬小麦品种,建立的模型在区域代表性与稳定性方面均表现良好,适用于本研究区的作物营养诊断。

1.3 多源时序数据集构建

1.3.1 点云数据处理

针对无人机获取的LAS格式点云数据,本研究首先通过地面点滤波器提取地形参考点,结合反距离权重插值法生成数字高程模型(digital elevation model, DEM),并将其与同步生成的数字表面模型(digital surface model,DSM)进行差值运算,构建出能够精准反映冬小麦植株垂直生长信息的冠层高度模型(canopy height model,CHM)。同时,提取点云在水平空间上的密度分布特征,生成同分辨率的点密度栅格图,多维度表征冬小麦群体的冠层结构复杂程度与生长态势。

1.3.2 多源特征堆叠

为消除多源传感器及不同飞行架次间的几何差异,构建基于Rasterio框架的自动配准流程。以拔节期获取的多光谱影像为地理基准,统一采用WGS 84/UTM zone 51N (EPSG: 32651)投影坐标系,利用双线性插值算法将其他时期的栅格数据重采样至基准影像空间。结合试验田矢量边界,对预处理后的多模态特征图进行自动化空间掩膜裁剪,确保全生育期数据集在

像元尺度上的严格对齐。将对齐后的10个关键特征层进行通道堆叠。其中，1～4通道为多光谱信息，包括红、绿、红边、近红外4个多光谱波段；5～7通道为RGB颜色细节；第8通道为计算生成的归一化植被指数（*NDVI*）；9～10通道为冠层结构特征，包括CHM与点密度栅格图，最终形成维度为（*H*，*W*，10）的三维矩阵。

1.3.3　采样点切片及数据增强

基于实地采集的80个冬小麦样点GPS坐标，利用Rasterio地理信息数据处理框架，将经纬度信息转换为投影坐标，并以样点像元为中心，采用32像素×32像素的滑动窗口进行切片提取。考虑到真实地理坐标与无人机影像之间可能存在的微小配准误差，以及地面采样时的位置误差，本研究在提取中心切片的基础上，分别向上下左右4个方向应用了20个像素的偏移量进行空间数据增强。每个样点均被构建为一个五维时空张量（N，T，C，H，W），其中N为扩充样本数，T为6个采样时间节点，对应3个冬小麦关键生育期，C为融合后的10个特征通道。这种切块策略保留了采样点周边范围的光谱与空间结构信息，最终生成的特征集形状为（400，6，10，32，32），对应的标签集形状为（400，3）的矩阵，实现了特征与实测氮营养指数在时间维度上的精准匹配。

1.3.4　数据集划分及训练设置

为防止训练过程中的数据泄露，本研究采用基于独立地面样点的严格划分策略。按4∶1∶1的比例将原始样点划分为训练集、验证集和测试集，随后将其对应的所有增强切片整体归入相应集合，确保训练集与测试集在空间分布上绝对互斥。此外，由于多源数据范围差异显著，需要采用Z-Score对10个通道分别进行独立标准化，利用训练集张量计算通道均值μ_{train}与标准差σ_{train}，归一化公式如式（3）所示。

$$X_{\text{norm}}=\frac{X-\mu_{\text{train}}}{\sigma_{\text{train}}} \tag{3}$$

式中：X_{norm}——归一化后的特征值；

X——原始特征值；

μ_{train}——训练集通道均值；

σ_{train}——训练集通道标准差。

本研究中所有深度网络均基于PyTorch框架构建。以均方误差作为损失函数，采用引入权重衰减机制的AdamW优化器，初始学习率设定为1×10^{-4}。训练全程引入梯度裁剪策略以防梯度爆炸，最大训练轮次设为100轮次。

1.4　深度学习反演模型架构设计

1.4.1　基于改进ResNet50的空间特征提取模块

在提取单一生育期的无人机影像特征时，为适应本研究中32像素×32像素的小尺寸图像输入，对经典ResNet50网络的主干架构进行了轻量化改造与注意力机制强化。首先，将ResNet50初始卷积阶段的大尺寸7×7卷积核替换为3个串联的3×3卷积层。这一设计不仅减少了网络参数量，还能通过更深的网络层级增强局部感受野的非线性映射能力。其次，在残差块的末端嵌入了卷积注意力模块（convolutional block attention module，CBAM）。CBAM通过通道注意力模块和空间注意力模块的串联，自适应地对多光谱特征通道和空间分布信息进行加权强化，提升了网络对有效特征的提取能力。

1.4.2　基于ConvLSTM的时空序列预测模块

作物从分蘖、拔节到孕穗的生长是一个典型的时序动态演变过程。传统的长短期记忆网络虽能有效解决长跨度序列建模中的梯度消失问题，但其输入要求为一维向量，这会强制展平深度卷积网络提取的二维特征图，导致关键的空间拓扑信息严重丢失。为了在时序建模中保留冠层的空间异质性，本研究引入ConvLSTM与特征提取模块进行组合，ConvLSTM将传统LSTM状态转换中的矩阵乘法替换为局部卷积运算，使得网络内部的隐状态和细胞状态均维持三维张量形式。

经过改进的ResNet50各阶段下采样与CBAM注意力加权后，输出的三维特征图维度被统一调整为（256，8，8），其中256为特征通道数，8×8为保留的空间拓扑分辨率。该张量随后作为单时间步的序列特征，直接输入ConvLSTM单元。通过这种组合，改进版ResNet50输出的二维特征图可以直接作为时空序列模块的输入，网络在时间步的推演过程中不仅聚合了各生育期的长势规律，还严格保留了局部感受野内的空间分布特征，适配ConvLSTM时序输入的改进型ResNet特征提取架构如图2所示。

1.4.3　多源特征融合反演模型架构设计

针对多源数据的时序反演问题，本研究设计了3种递进的模型架构进行对比验证。首先，以串行特征提取记忆网络（CBAM-ResNet-LSTM）为基线模型，将10通道堆叠数据统一提取特征并全局压缩为一维序列送入LSTM，该架构验证了传统的特征提取与时序预测范式，但丢失了关键的二维空间信息。为解决此问题，进一步构建了多源特征融合记忆网络（CBAM-ResNet-ConvLSTM），直接将特征提取后的三维张量输入ConvLSTM，在时序建模中保留空间特征，然而其在输入端对不同模态数据的强制拼接容易产生异构模态噪声干扰。最终，本研究提出了双分支特征融合记忆网络（DMFM-Net），采用双分支结构将

8 通道光谱与 2 通道结构数据分离,利用独立的 CBAM-ResNet50 与 ConvLSTM 模块分别捕获生化特性的演变规律与冠层形态的动态生长特征,最后两路时空特征图进行精准拼接与回归输出,从而有效克服了多模态干扰,实现了氮营养指数的高精度反演。3 种网络架构图如图 3、图 4 所示。

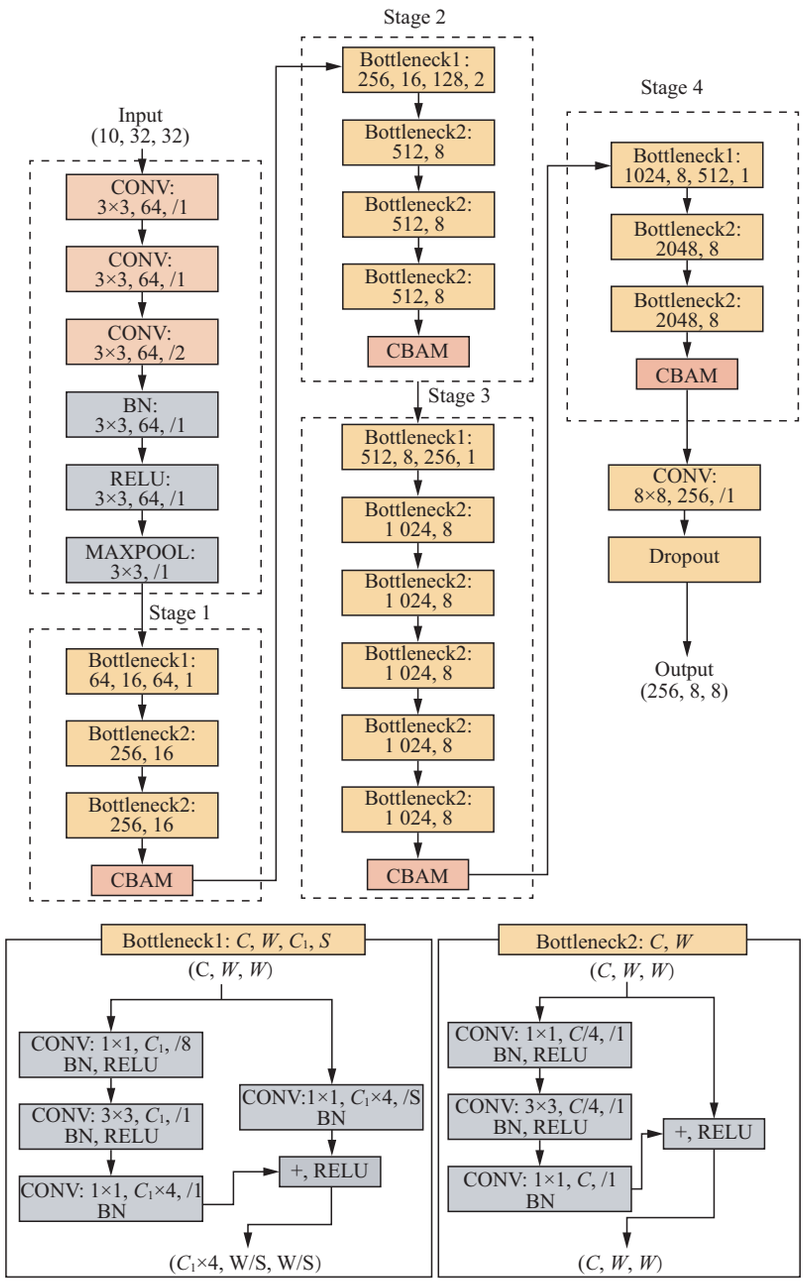


图 2 适配 ConvLSTM 时序输入的改进型 ResNet 特征提取架构

Figure 2 Improved ResNet spatial feature extraction architecture adapted for ConvLSTM temporal input

1.5 模型构建与评估

模型训练完成后,采用多种性能评价指标对训练结果进行系统评估,包括决定系数(R^2)、均方根误差($RMSE$)、平均绝对误差(MAE)、预测残差偏差比(RPD),如式(4)~式(7)所示。

$$RMSE=\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\widehat{y_1})^2} \tag{4}$$

$$MAE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|y_i-\widehat{y_1}\right| \tag{5}$$

$$RPD=\frac{\sqrt{\dfrac{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\overline{y}\right)^2}{n-1}}}{\sqrt{\dfrac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\widehat{y_1})^2}} \tag{6}$$

$$R^2=1-\frac{n\times RMSE^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(y_i-\overline{y}\right)^2} \tag{7}$$

式中:y_i——观测值;

$\widehat{y_1}$——模型预测值；

$\bar{y}$——观测值的均值；

n——样本数量；

i——第i个样本点。

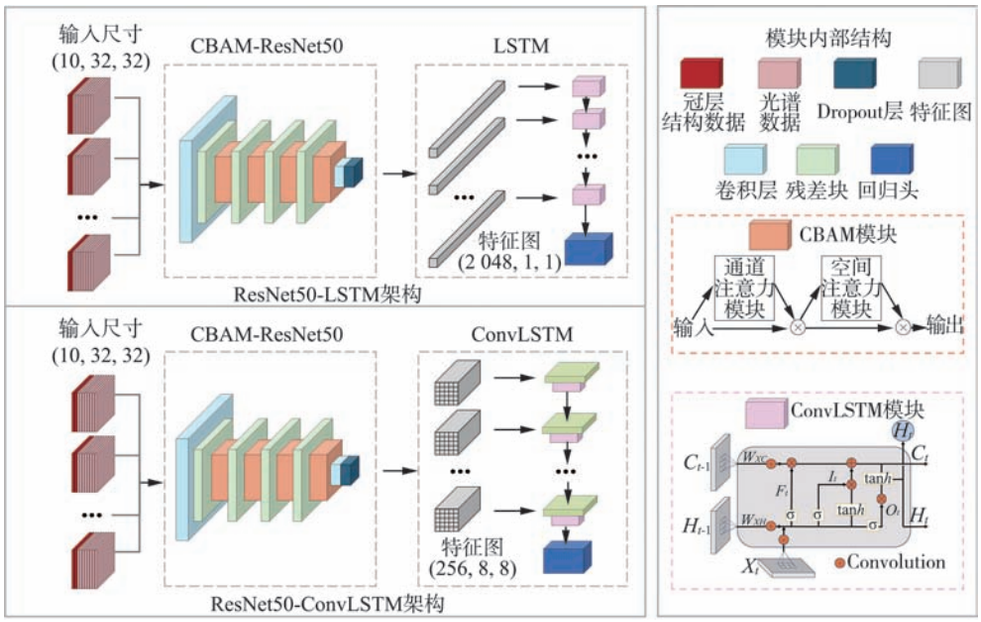


图 3　基于 CBAM-ResNet50 与时序特征提取模块的 NNI 估测模型架构

Figure 3　NNI estimation model architecture based on CBAM-ResNet50 and temporal feature extraction module

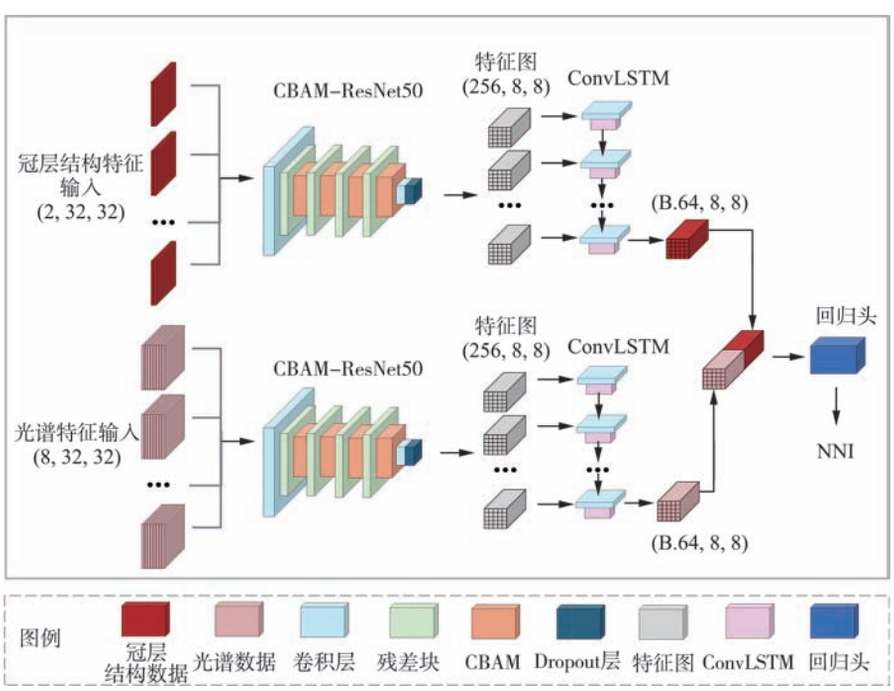


图 4　双分支多源特征融合记忆网络架构(DMFM-Net)

Figure 4　Architecture of the dual-branch multi-source feature fusion memory network(DMFM-Net)

2　结果与分析

2.1　实测NNI值统计性分析

本研究系统评估了不同施氮水平(N1～N4)下冬小麦的植株全氮含量与氮营养指数，如表2所示。

NNI均随施肥量的增加呈显著的梯度上升趋势。在分蘖期、拔节期和孕穗期，各梯度的NNI均值分别分布在0.78～1.01、0.66～1.02和0.67～1.05之间。基于诊断阈值(NNI=1.0)分析，N1与N2处理的NNI显著低于1.0，表现出明显的氮营养胁迫；而N3与N4处理的NNI稳定在1.0附近，表明群体生长已达到生理最适氮需求，这充分验证了试验梯度设置的合理性。

随着生育期推进，NNI的标准差逐渐扩大，反映出生长中后期更强的田间空间异质性，这种丰富的样本变

异性将有助于提升遥感估算模型在复杂环境下的泛化能力。

表 2 冬小麦生育期氮营养指数(NNI)测定值统计

Table 2 Statistics of NNI measurement values in winter wheat growth period

时期	施氮等级	采样点	平均值	最大值	最小值	标准差
分蘖期	N1	40	0.78	1.18	0.36	0.18
	N2	40	0.92	1.21	0.34	0.23
	N3	40	1.00	1.20	0.47	0.20
	N4	40	1.01	1.21	0.61	0.17
拔节期	N1	40	0.66	1.23	0.32	0.25
	N2	40	0.85	1.72	0.29	0.33
	N3	40	1.00	1.73	0.41	0.35
	N4	40	1.02	1.79	0.51	0.36
孕穗期	N1	40	0.67	1.17	0.30	0.25
	N2	40	0.85	1.65	0.39	0.36
	N3	40	1.00	1.65	0.34	0.41
	N4	40	1.05	1.71	0.46	0.41

2.2 模型对比与分析

图 5 展示了 CBAM-ResNet-LSTM、CBAM-ResNet-ConvLSTM 和 DMFM-Net 3 种架构在 100 轮内的训练集和验证集损失函数曲线。

为验证提出的深度学习网络在 NNI 估测中的有效性,从模型收敛过程与各生育期反演建模 R^2 两个维度,对 CBAM-ResNet-LSTM、CBAM-ResNet-ConvLSTM 和 DMFM-Net 进行对比分析,3 个模型在输入端均接收了 10 通道的完整拼接数据。

CBAM-ResNet-LSTM 模型验证集损失最高且伴有震荡,这表明破坏二维空间结构会导致局部上下文信息丢失,模型易陷入过拟合。CBAM-ResNet-ConvLSTM 模型曲线更平滑且收敛值更低,证实了保留 8×8 空间分辨率的特征图对捕获冠层空间异质性的关键作用。相比之下,DMFM-Net 模型表现出最优的训练动态,不仅损失下降最快,最终 MSE 也稳定在最低水平。

这充分说明,CBAM-ResNet-ConvLSTM 模型的早期融合容易引发模态噪声干扰,DMFM-Net 的双分支特征融合策略为光谱与结构数据提供了独立的特征提取路径,显著提高了反演模型性能。

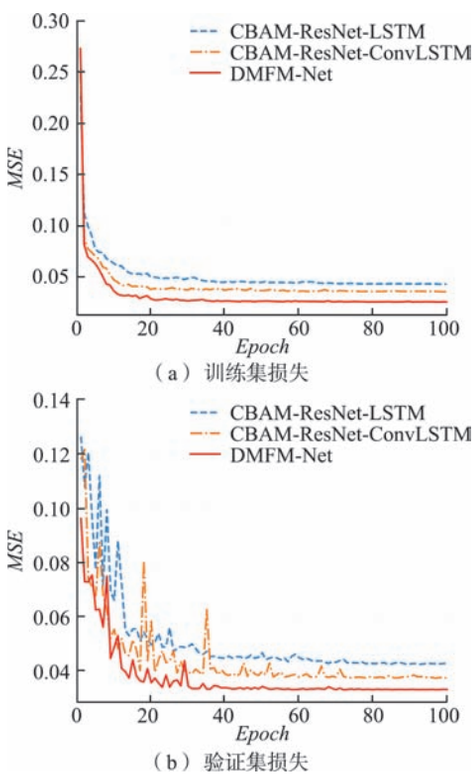


图 5 不同网络架构的训练集与验证集损失函数曲线对比

Figure 5 Comparison of training and validation loss curves among different network architectures

表 3 3种特征融合反演模型在不同关键生育期对NNI的定量估算结果对比

Table 3 Comparison of quantitative NNI estimation results by three feature fusion inversion models at different key growth stages

时期	模型	R^2	*RMSE*	*MAE*	*RPD*
分蘖期	M1:CBAM-ResNet-LSTM	0.68	0.13	0.11	1.77
	M2:CBAM-ResNet-ConvLSTM	0.72	0.12	0.10	1.89
	M3:DMFM-Net	0.76	0.11	0.09	2.04
拔节期	M1:CBAM-ResNet-LSTM	0.81	0.12	0.10	2.29
	M2:CBAM-ResNet-ConvLSTM	0.83	0.11	0.09	2.43
	M3:DMFM-Net	0.86	0.10	0.08	2.67
孕穗期	M1:CBAM-ResNet-LSTM	0.75	0.16	0.14	2.00
	M2:CBAM-ResNet-ConvLSTM	0.77	0.15	0.13	2.09
	M3:DMFM-Net	0.82	0.14	0.12	2.36

表3详细列出了3种模型在不同生育阶段的测试集定量评价指标。纵观所有生育期，DMFM-Net通过并行的多源特征提取记忆网络，实现异构信息的分别提取与融合，在3个时期均获得了最高的反演建模R^2（分蘖期：0.76，拔节期：0.86，孕穗期：0.82）。从时间维度上看，反演建模R^2呈现出拔节期＞孕穗期＞分蘖期的演变规律，与农学机理高度契合。分蘖期（R^2=0.76）小麦冠层尚未完全覆盖，裸露土壤背景反射率造成了明显的噪声干扰。拔节期（R^2=0.86）冠层迅速覆盖，土壤干扰下降，氮素积累与多模态特征的非线性相关性达到顶峰，反演决定系数最高。至孕穗期（R^2=0.82），作物向生殖生长过渡，高氮区域的光谱反射出现饱和现象，增加了估算难度；但DMFM-Net凭借深层特征解耦，依然将*RPD*维持在2.36的高位。

2.3　消融试验

为了进一步分析DMFM-Net中各部分的有效性，本节使用ConvLSTM与3D-ResNet开展消融试验。ConvLSTM没有使用骨干网络进行特征提取，用以验证深层空间编码器的必要性，3D-ResNet则采用三维卷积核进行时空联合提取，旨在对比不同建模策略的性能差异。3种模型在各关键生育期的定量反演建模结果如表4所示。

表4　消融试验结果

Table 4　Ablation experiment results

时期	模型	R^2	*RMSE*	*MAE*	*RPD*
分蘖期	ConvLSTM	0.55	0.15	0.13	1.49
	3D-ResNet	0.69	0.13	0.11	1.80
	DMFM-Net	0.76	0.11	0.09	2.04
拔节期	ConvLSTM	0.62	0.17	0.15	1.62
	3D-ResNet	0.70	0.15	0.13	1.83
	DMFM-Net	0.86	0.10	0.08	2.67
孕穗期	ConvLSTM	0.61	0.20	0.18	1.60
	3D-ResNet	0.71	0.17	0.15	1.86
	DMFM-Net	0.82	0.14	0.12	2.36

通过对比ConvLSTM与DMFM-Net的表现发现，ConvLSTM的反演性能在所有生育期均出现显著衰减。以拔节期为例，其决定系数（R^2）仅为0.62，预测残差偏差比（*RPD*）跌至1.62。这表明由于缺乏深层卷积网络的特征表征作用，ConvLSTM仅凭浅层门控机制难以无法提取深度特征，时序建模效能降低。此外，虽然3D-ResNet能够利用三维卷积核进行时空维度的联合提取，但其试验结果（拔节期R^2=0.70）仍显著落后于DMFM-Net（R^2=0.86），这是由于3D-ResNet的联合提取方式本质上属于静态特征的堆叠，难以解析作物生长的演变规律。相比之下，DMFM-Net凭借多源特征分离策略与ConvLSTM的门控记忆机制，能够精准反映作物NNI随时间推移的长程依赖关系，从而实现了最终反演精度的显著提升。

2.4　模型计算开销与推理效率分析

为了全面评估所提模型在实际大田环境及无人机边缘计算平台上的部署潜力，本研究在统一的移动端计算节点（CPU为AMD Ryzen 9 7940H，GPU为NVIDIA RTX 4060 Laptop）下，对比了3种网络架构的参数量、浮点计算量及单样本推理时间（表5）。

表5　不同网络架构的计算复杂度与推理效率对比

Table 5　Comparison of computational complexity and inference efficiency of different network architectures

模型	参数量/M	浮点计算量	推理时间/ms	拔节期R^2
M1	28.25	0.57×10^9	13.29	0.81
M2	28.37	13.93×10^9	19.55	0.83
M3	56.74	27.82×10^9	34.29	0.86

结果表明，M1由于在特征提取末端使用全局平均池化，将空间维度强制展平为一维向量，其浮点计算量极低。然而这种空间特征的压缩破坏了作物冠层的拓扑结构，限制了反演精度的提升。M3与M2在时序模块中引入ConvLSTM进行密集的时空滑动卷积，保留关键的二维空间特征。M2的浮点计算量达到13.93×10^9，DMFM-Net由于需要独立处理光谱与结构双数据流，其参数量与浮点计算量相应增加至56.74 M与27.82×10^9。在GPU加速下，DMFM-Net的单样本实际推理时间仅为34.29 ms，约相当于29帧/s的处理速率。处理时延完全处于现有主流边缘计算平台的算力承受范围之内。

2.5　氮营养指数分布图生成

冬小麦关键生长期DMFM-Net估算的氮素营养指数分布可视化图如图6所示。

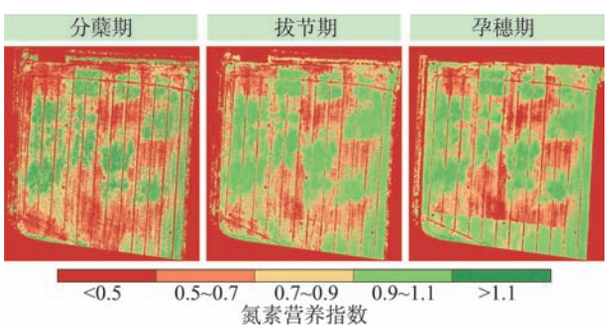


图6　DMFM-Net估算的氮素营养指数（NNI）分布可视化图

Figure 6　Spatial visualization of NNI distribution estimated via DMFM-Net

综合评估定量反演结果与大尺度工程部署的可行性,本研究最终选用DMFM-Net模型执行全田块的NNI空间预测与制图。构建了冬小麦关键生长期NNI分布直方图如图7所示。

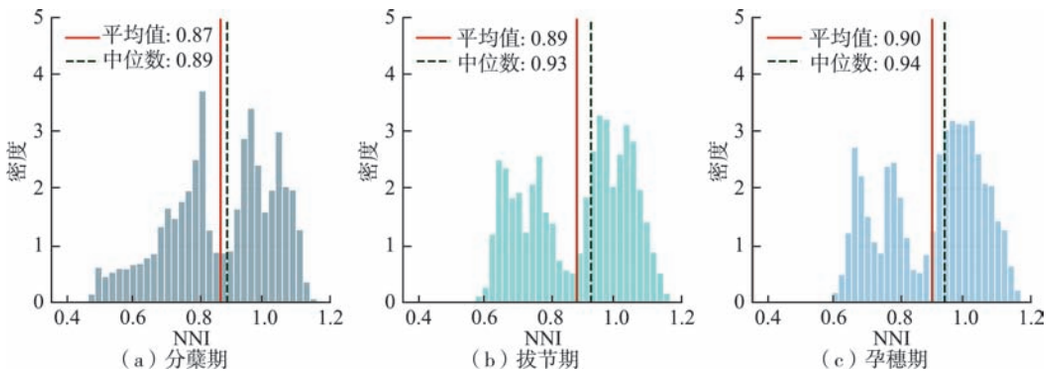


图7 NNI估测值直方图

Figure 7 Histograms of estimated NNI for winter wheat

直方图显示,受氮肥梯度设置影响,各时期数据呈现明显的多峰分布,3个时期的NNI均值与中位数均接近0.9,其中高氮处理(N3、N4)的峰值处于1.0~1.1之间,证明适量基肥与追肥对提升小麦营养水平的显著作用。图6中可以直观地观察到试验地块内氮素营养状态的强烈空间异质性。制图采用红—黄—绿的分类色带将NNI划分为5个营养等级,随着冬小麦由分蘖、拔节向孕穗期推进,田块整体的NNI分布格局发生动态演变。低施氮区(红、橙色区域,NNI<0.7)的养分胁迫现象被清晰捕捉,而高氮处理地块则呈现连片的健康状态(绿、深绿色区域,NNI>0.9)。这种基于深度学习的高分辨率空间制图,为后续精准农业中变量施肥处方图的制定与田间精细化管理提供了直观的决策支撑。

3 讨论

研究提出的DMFM-Net模型在冬小麦全生育期的NNI反演中均取得了最优性能,其核心优势在于实现了多源异构特征的分离提取与特征图空间结构的完整保留。现有时空协同网络多采用数据输入端的早融合策略,即在模型前端直接进行通道拼接[20]。然而,多光谱影像和点云结构数据在分布尺度和物理表达维度上存在显著的异构性[25-26]。本研究的消融试验证实,传统的强制拼接会导致不同模态的特征在浅层卷积阶段发生空间混叠,产生显著的模态噪声干扰,从而限制了反演精度的进一步提升。相比之下,DMFM-Net通过延迟融合的双分支结构,利用独立的CBAM-ResNet分支分别为光谱和结构特征学习最优的权值空间,有效避免了异构数据间的特征抵消与噪声耦合。同时,引入的ConvLSTM模块克服了传统LSTM强制展平特征图的缺陷,将像元间的局部空间感受野延续至时间维度的推演中。这种机制使得模型在应对田间复杂的光照变化和冠层重叠时,具备更强的健壮性与时序泛化能力。

本研究中模型反演精度呈现出“拔节期>孕穗期>分蘖期”的规律,这与冬小麦群体农学演变规律高度吻合[23-24]。分蘖期小麦冠层较小,植被覆盖度低,背景土壤对多光谱影像的反射率造成了强烈的噪声干扰,导致反演精度处于相对低位(R^2=0.76)。进入拔节期后,小麦冠层迅速郁闭,土壤背景影响被有效屏蔽。同时,该时期是冬小麦干物质积累与氮素吸收的最快阶段,冠层结构特征与光谱特征的联合效应对NNI的表征能力达到顶峰,因此取得最高精度(R^2=0.86)。至孕穗期,作物由营养生长向生殖生长转移,高氮处理区的叶绿素浓度趋于饱和,导致红边与近红外波段的敏感性下降;但得益于DMFM-Net对结构数据的有效挖掘,仍维持了较高的估算精度(R^2=0.82),证明了引入三维结构数据可有效缓解光谱饱和效应[28-29]。

尽管DMFM-Net在试验条件下展现出了优异的NNI时序估测能力并成功生成了NNI分布图(图7),但本研究仍存在一定局限性。首先,模型的训练与测试数据来源于单一地区和单一年份(镇麦20),缺乏在不同气象条件、土壤背景及多品种环境下的泛化验证。其次,当前深层网络的参数量较大,尚未在无人机机载边缘计算平台上实现轻量化部署。未来的研究将致力于引入跨域自适应算法以增强模型的时空迁移能力,并探索更为轻量化的网络变体,以期为大范围智慧农业的变量施肥管理提供更具普适性的端到端解决方案。

4 结论

本研究以不同施氮梯度的冬小麦为研究对象,结

合无人机多光谱与冠层结构时序数据，提出了一种双分支多源特征融合记忆网络（DMFM-Net）用于氮营养指数估算。主要结论如下：

1）构建的DMFM-Net双分支架构实现了光谱信息与冠层结构特征的分离提取，显著降低了异构数据在特征提取过程中的模态干扰。该模型在冬小麦关键生育期均展现出卓越的反演性能，分蘖期、拔节期和孕穗期的决定系数（R^2）分别达到0.76、0.86和0.82，验证了其在NNI动态监测中的核心优势。

2）消融试验证实了深层空间编码器与时序记忆模块的必要性。首先，缺乏骨干网络提取特征的ConvLSTM模型在各生育期精度均出现显著下降，相较于DMFM-Net，R^2分别降低了0.21、0.24和0.21，证明了深层特征对时序建模的支撑作用。其次，相比于3D-ResNet的静态时空特征提取，DMFM-Net通过ConvLSTM的门控机制精准刻画了作物生长的长程依赖关系，在3个时期的R^2较3D-ResNet分别提升了0.07、0.16和0.11。

3）基于最优模型构建的高分辨率NNI空间分布图，精准还原了作物营养状态的空间异质性及其演变规律。研究结果为精准农业背景下的变量施肥决策辅助与田间精细化管理提供了可靠的技术路径。

参 考 文 献

[1] Zhang S, Duan J, Qi X, et al. Combining spectrum, thermal, and texture features using machine learning algorithms for wheat nitrogen nutrient index estimation and model transferability analysis [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 222: 109022.

[2] 许童羽，白驹驰，郭忠辉，等. 基于无人机高光谱遥感的水稻氮营养诊断方法[J]. 农业机械学报，2023，54(2)：189－197.
Xu Tongyu, Bai Juchi, Guo Zhonghui, et al. Rice nitrogen nutrition diagnosis method based on UAV hyperspectral remote sensing [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 189－197.

[3] Tilman D, Cassman K G, Matson P A, et al. Agricultural sustainability and intensive production practices [J]. Nature, 2002, 418(6898): 671－677.

[4] Godfray H C J, Beddington J R, Crute I R, et al. Food security: the challenge of feeding 9 Billion people [J]. Science, 2010, 327(5967): 812－818.

[5] 聂鹏程，钱程，覃锐苗，等. 天空地一体化信息感知与融合技术发展现状与趋势[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2023，4(2)：1－11.
Nie Pengcheng, Qian Cheng, Qin Ruimiao, et al. Development status and trends of space-air-ground integrated information sensing and fusion technology [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2023, 4(2): 1－11.

[6] 王俊，吴振伟，姜海，等. 基于随机森林及遥感植被指数的无人农场水稻产量预测研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2025，6(2)：97－104.
Wang Jun, Wu Zhenwei, Jiang Hai, et al. Rice yield prediction of unmanned farm based on random forest and remote sensing vegetation index [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 97－104.

[7] 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.

[8] 潘时佳，吴津乐，程梅，等. 基于改进CNN的猕猴桃根区土壤含水率反演方法[J]. 农业工程学报，2024，40(11)：85－91.
Pan Shijia, Wu Jinle, Cheng Mei, et al. Inversion method for soil moisture content in kiwifruit root zone using improved CNN [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(11): 85－91.

[9] 刘开东，曹先林，张金凯，等. 基于改进SegFormer的无人机遥感影像小麦冠层分割与高度估计[J]. 农业工程学报，2026，42(7)：192－202.
Liu Kaidong, Cao Xianlin, Zhang Jinkai, et al. Wheat canopy segmentation and height estimation from UAV remote sensing images using improved SegFormer [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2026, 42(7): 192－202.

[10] Sun L, Yang C, Wang J, et al. Automatic modeling prediction method of nitrogen content in maize leaves based on machine vision and CNN [J]. Agronomy, 2024, 14(1): 124.

[11] Xu L, Su X, Wang K, et al. Enhancing canopy nitrogen estimation in Torreya Grandis based on advanced SLIC-EVI and HMT-seCNN methods using hyperspectral UAV data [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 231: 109977.

[12] Zhang L, Zhang B, Zhang H, et al. Multi-Source feature fusion network for LAI estimation from UAV multispectral imagery [J]. Agronomy, 2025, 15(4): 988.

[13] Li C, Yang B, Zhang G, et al. Collaboration of hyperspectral data and generative adversarial networks for improved nitrogen nutrition diagnosis and nitrogen requirement estimation in winter wheat [J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 12: 101112.

[14] Wang D, Cao W, Zhang F, et al. A review of deep learning in multiscale agricultural sensing [J]. Remote Sensing, 2022, 14(3): 559.

[15] 程智楷, 周智辉, 谷晓博, 等. 基于多模态深度特征模型的冬小麦冠层等效水厚度反演方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(10): 119－128.
Cheng Zhikai, Zhou Zhihui, Gu Xiaobo, et al. Inversion method for canopy equivalent water thickness of winter wheat based on multimodal deep feature model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(10): 119－128.

[16] Zaji A, Liu Z, Xiao G, et al. A survey on deep learning applications in wheat phenotyping [J]. Applied Soft Computing, 2022, 131: 109761.

[17] Li D, Yang S, Du Z, et al. Application of unmanned aerial vehicle optical remote sensing in crop nitrogen diagnosis: a systematic literature review [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109565.

[18] Li J, Lu J, Fu H, et al. Research on the inversion of key growth parameters of rice based on multisource remote sensing data and deep learning [J]. Agriculture, 2024, 14(12): 2326.

[19] Tian H, Wang P, Tansey K, et al. An LSTM neural network for improving wheat yield estimates by integrating remote sensing data and meteorological data in the Guanzhong Plain, PR China [J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2021, 310: 108629.

[20] Cai Y, Li Y, Qi X, et al. A deep learning approach for deriving wheat phenology from near-surface RGB image series using spatiotemporal fusion [J]. Plant Methods, 2024, 20(1): 153.

[21] Mirhoseini Nejad S M, Abbasi-Moghadam D, Sharifi A. ConvLSTM-ViT: A deep neural network for crop yield prediction using earth observations and remotely sensed data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 17489－17502.

[22] Zhao J, Li H, Liu J, et al. Integration of spatial attention mechanism into 1D-CNN for prediction of wheat leaf nitrogen concentration from UAV-borne hyperspectral imagery [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239: 110906.

[23] Wang J, Wang P, Tian H, et al. A deep learning framework combining CNN and GRU for improving wheat yield estimates using time series remotely sensed multi-variables [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107705.

[24] 李学琨, 刘勇, 吕丰顺, 等. 基于IPSO-LSTM神经网络的施肥量预测系统[J]. 中国农机化学报, 2025, 46(12): 208－214.
Li Xuekun, Liu Yong, Lü Fengshun, et al. Fertilization amount prediction system based on IPSO-LSTM neural network [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2025, 46(12): 208－214.

[25] 王鹏新, 韩弘炜, 李明启, 等. 基于LSTM-AM的冬小麦单产估测模型构建及其可解释性分析[J]. 农业机械学报, 2026, 57(6): 206－214.
Wang Pengxin, Han Hongwei, Li Mingqi, et al. Construction and interpretability analysis of winter wheat yield estimation model based on LSTM-AM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(6): 206－214.

[26] 王晓玲. 长江中下游稻麦两熟区冬小麦植株器官临界氮浓度模型构建及氮素诊断调控研究[D]. 南京: 南京农业大学, 2017: 28.
Wang Xiaoling. Establishment of critical nitrogen concentration model and nitrogen diagnosis and regulation in winter wheat organs in rice-wheat rotation area in the middle and lower reaches of Yangtze River [D]. Nanjing: Nanjing Agricultural University, 2017: 28.

[27] 韩宜秀. 基于无人机多光谱遥感的冬小麦生长估测与氮营养诊断[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2023: 117.
Han Yixiu. Estimation of winter wheat growth and nitrogen nutrition diagnosis based on UAV multispectral remote sensing [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2023: 117.

[28] Jiang J, Atkinson P M, Zhang J, et al. Combining fixed-wing UAV multispectral imagery and machine learning to diagnose winter wheat nitrogen status at the farm scale [J]. European Journal of Agronomy, 2022, 138: 126537.

[29] Xu S, Xu X, Blacker C, et al. Estimation of leaf nitrogen content in rice using vegetation indices and feature variable optimization with information fusion of multiple-sensor images from UAV [J]. Remote Sensing, 2023, 15(3): 854.

Inversion of winter wheat nitrogen nutrition index based on DMFM-Net

Zhang Yunhao[1, 2], Sun Haotian[1, 2], Nie Lingzhi[1, 2], Yun Baiyu[1, 2], Xu Fahu[1, 2], Su Baofeng[1, 2*]

(1. *College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A & F University, Yangling* 712100, *China*; 2. *Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling* 712100, *China*)

Abstract: Real-time and accurate monitoring of the winter wheat nitrogen nutrition index (NNI) is of great significance for optimizing field water and fertilizer management and reducing agricultural non-point source pollution. To address the issues of modal confusion in existing deep networks when processing multi-source UAV remote sensing data, as well as the loss of two-dimensional spatial topological information during temporal modeling, this study proposes a dual-branch multi-source feature fusion memory network (DMFM-Net). Multispectral images and canopy structural data of winter wheat at the tillering, jointing, and booting stages were collected by UAV. An enhanced CBAM-ResNet50 dual-branch backbone was employed to separately extract spectral features and canopy structural features. The spatially preserved feature tensors were then directly input into a convolutional long short-term memory (ConvLSTM) network for temporal modeling. The results show that: (1) Compared with the traditional serial network (CBAM-ResNet-LSTM) and the single-branch network (CBAM-ResNet-ConvLSTM), DMFM-Net effectively overcomes the noise interference of multimodal heterogeneous data and achieves the best inversion performance at all key growth stages. The coefficients of determination (R^2) of the model at the tillering, jointing, and booting stages reach 0.76, 0.86, and 0.82, respectively, with root mean square errors (*RMSE*) as low as 0.11, 0.10, and 0.14. (2) Ablation experiments further confirm the necessity and scientific validity of the proposed architectural design. The ConvLSTM model lacking a deep spatial encoder shows a significant decrease in R^2 of 0.21−0.24. Moreover, compared with the static spatiotemporal feature extraction of 3D-ResNet, DMFM-Net, by virtue of its ConvLSTM module covering a long-range dynamic memory mechanism across the whole growth period, improves the R^2 of the inversion models at each stage by 0.07−0.16. (3) The field-scale spatial distribution maps generated by the optimal model accurately reconstruct the local spatial heterogeneity and temporal evolution patterns of winter wheat nitrogen nutritional status under different nitrogen application gradients. In summary, this study provides a new theoretical paradigm and technical support for multimodal time-series dynamic monitoring of crop nutritional status in complex field environments.

Keywords: UAV remote sensing; winter wheat; nitrogen nutrition index; deep learning; multi-source data fusion

Foundation items: Ningxia Hui Autonomous Region Key Research and Development Program Project (2023BCF01001)

First Author: Zhang Yunhao, E-mail: zhangy.h@nwafu.edu.cn

* **Corresponding Author:** Su Baofeng, E-mail: bfs@nwsuaf.edu.cn