黄带娣,杨红云,孙爱珍,等.基于MobileNetV3编码与U-Net多尺度解码融合的水稻磷素营养诊断[J].华中农业大学学报,2026,45(3):34-44.DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2026.03.003

基于MobileNetV3编码与U-Net多尺度解码融合的水稻磷素营养诊断

黄带娣[1],杨红云[1],孙爱珍[2],周雅雯[1],刘磊锟[1]

1.江西农业大学软件学院,南昌 330045; 2.江西农业大学计算机与信息工程学院,南昌 330045

摘要 为实现水稻叶片磷素营养状态的高效、精准诊断,提出一种融合轻量化编码器与改进U-Net解码结构的图像分类模型MobileNetV3_U-Net。以MobileNetV3_large作为轻量化编码器,提取多尺度深层语义特征,并加载预训练权重以加速收敛;解码器采用非对称多尺度上采样与跳跃连接逐级融合浅层特征,实现局部细节与全局语义的高效整合。与经典对称U-Net不同,MobileNetV3_U-Net模型通过逐级调整解码器的通道数和空间分辨率,更紧凑且专注于增强叶片细粒度特征表征,从而提升对磷素缺失特征的敏感性。最终通过自适应平均池化与全连接分类器完成水稻磷素营养状态判别。在水稻分蘖期和拔节期测试集,MobileNetV3_U-Net的准确率分别达到93.33%和87.40%,整体性能优于MobileNetV3_large、GhostNet、ShuffleNet和EfficientNet_b1等轻量化模型。在Plant Village公共数据集的葡萄叶片实验中,模型仍保持较高准确率,验证了其跨场景泛化能力。结果表明,MobileNetV3_U-Net在保持轻量化与高效部署的同时,通过改进U-Net解码结构实现多尺度局部与全局特征的深度融合,可为水稻磷素营养智能诊断提供一种高效、稳健且可推广的技术方案。

关键词 水稻; 磷素营养诊断; 轻量化卷积网络; 多尺度特征; 改进U-Net

中图分类号 S511; TP18 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2026)03-0034-11

磷素是农作物生长发育过程中所必需的三大常量营养元素之一,在能量代谢、核酸合成、酶活调节等生理过程中发挥着关键作用[1-2]。在水稻生长过程中,磷素不仅参与根系的生长发育与分化,还在分蘖形成、花器官发育和籽粒灌浆等关键阶段中发挥重要调控作用[3-5]。然而,由于我国南方主要水稻产区多酸性红壤、黄壤土壤[6],普遍存在有效磷含量低、施肥利用率不高等问题,导致水稻易发生磷素营养失衡,进而影响产量与品质。磷素缺乏常表现为叶色暗绿、生长迟缓、分蘖减少、早衰等现象,其识别难度受生育期、品种及环境条件影响显著[7]。若不能及时、准确地诊断磷素营养状态,不仅易造成施肥过量、资源浪费,亦可能加剧环境污染[8]。因此,构建一种快速、准确且智能化的水稻磷素营养诊断方法,不仅有助于提升磷素利用效率和施肥管理水平,同时对于促进农业绿色转型与可持续发展具有重要意义。

传统的水稻磷素营养诊断通常依赖实验室化学分析或田间叶片采样[9-10]。然而,前者存在设备依赖性强、检测流程复杂及经济成本较高等问题,后者则易受主观判断与环境波动影响,难以兼顾准确性与实时性。近年来,随着计算机技术的不断发展,深度学习技术在病虫害识别、营养诊断等农业领域的应用日益广泛。通过将计算机视觉与深度学习相结合,可以在保证诊断精度的同时,提高检测效率并降低成本,从而为水稻磷素营养状态评估提供可行的技术支撑。熊俊涛等[11]基于VGG16模型对分割后的水稻叶片图像进行氮、磷、钾元素的缺素识别,模型测试准确率达到89.42%;杨红云等[12]利用多模型卷积神经网络的多层特征学习与集成策略进行水稻氮素营养诊断,测试准确率达98.1%;钱政等[13]在ResNet34结构中引入SE注意力模块,并结合迁移学习改进网络,实现了水稻氮素营养状态识别,测试准确率达到98.13%;黄淑梅等[14]将ECA注意力机制

收稿日期: 2025-06-25
基金项目:国家自然科学基金项目(62162030; 61562039; 62566030)
黄带娣,E-mail:2871774998@qq.com
通信作者: 杨红云,E-mail:nc_yhy@163.com

融入 ShuffleNet V2 网络，并利用迁移学习对分蘖期和拔节期叶片图像进行训练，识别准确率高达 99%；Bishwas 等[15]将 *K*-means 聚类算法与卷积神经网络相结合，实现对水稻氮、磷、钾营养元素缺乏情况的识别，准确率达到 90%；张林朋等[16]基于迁移学习策略，利用预训练 VGG16 模型完成水稻氮素营养状态识别，分类准确率达到 95%；吴正等[17]提出的 PND-Net 模型，通过整合多尺度特征提取模块（MS 与 RMS）、通道注意力（CA）模块以及 MBIR 模块，能够较准确地判定水稻钾素胁迫等级，为精准施肥提供参考；孔杰等[18]构建的模型在处理水稻叶片图像时，首先采用超分辨率重构方法，对原始叶片图像进行细节增强，然后通过引入注意力机制与软阈值化函数优化特征表达，并结合迁移学习策略，实现了对氮、磷、钾营养胁迫状态的高精度分类，分类性能表现稳定可靠；Smith 等[19]针对大豆病害叶片图像识别任务，对 DenseNet201、ResNet50、VGG16 以及 Xception 等多种卷积神经网络进行了系统比较，结果显示，ResNet50 在分类准确率方面优于其他模型，达到了 95.9%。Yang 等[20]对 GoogLeNet 模型进行了优化设计，在卷积层使用小卷积核替换原有的大卷积核，并引入 ECA 注意力机制和残差模块，有效提升了分类性能，获得 99.58% 的平均准确率。

U-Net 最初由 Ronneberger 等[21]提出，广泛应用于医学图像分割领域，并因其对目标区域的精准定位能力受到关注。受其多尺度特征恢复与跳跃连接机制启发，研究人员逐渐将 U-Net 结构引入图像分类任务。Liu 等[22]提出了一种基于改进 U-Net 与 DenseNet 相结合的混合注意力增强神经网络模型，用于水稻叶片病害识别。该方法首先利用 U-Net 解码器对病斑区域进行 ROI 提取，再将提取结果送入 DenseNet 分类器，最终在公开数据集上实现了约 96% 的分类准确率；Wang 等[23]针对高分辨率遥感影像分类任务，在 U-Net 解码器中引入空间金字塔池化（SPP）模块，通过多尺度上下文信息融合，显著增强了模型对多类别地物目标的判别能力，分类准确率从 89.5% 提升至 92.8%。

研究表明，基于深度学习的图像识别技术已广泛应用于农作物病虫害监测与营养诊断等领域，展现出良好的特征提取与分类能力。然而，现有卷积神经网络在空间信息建模方面仍存在一定局限，尤其在深层特征提取过程中，多次下采样易导致边缘细节与局部纹理信息的丢失[24-25]，限制了模型对作物细粒度营养缺素区域的准确识别。尽管以 MobileNetV3 为代表的轻量化主干网络在计算效率和模型规模方面具有显著优势，但其结构主要依赖逐层下采样，缺乏对多尺度特征的有效融合，难以在表达能力与轻量化之间取得良好平衡[26-27]。以 MobileNetV3_large 为例，其参数量约为 4.21×10^6，计算量约为 1.2×10^8/s，虽具有较高效率，但在缺素细粒度识别上的表现受限。本研究提出一种融合轻量化编码器与改进 U-Net 解码结构的图像分类模型 MobileNetV3_U-Net，以 MobileNetV3_large 作为轻量化编码器，提取多尺度深层语义特征，并加载预训练权重以加速收敛，旨在为水稻磷素营养智能诊断提供科学依据。

1　材料与方法

1.1　田间试验

为获取完全展开状态下的水稻叶片高清图像，于 2022 年 6 月 25 日在江西省吉安市新干县开展田间栽培试验。供试稻田土壤全氮 1.02 g/kg、全钾 0.48 g/kg、全磷 14.22 g/kg、碱解氮 111.31 mg/kg、速效磷 10.65 mg/kg、速效钾 122 mg/kg，有机质 19.46 g/kg，全磷及速效磷含量相对偏低，整体呈低磷状态，适宜开展不同磷肥水平处理的田间试验。试验共设置 8 个小区，对应 4 个磷肥梯度处理（P0、P1、P2、P3），每个处理设 2 块施肥方案完全相同的小区，每小区面积为 1.5 m^2，定植水稻 50 株，品种为江西农业大学农学试验站提供的优质常规晚稻黄华占。水稻于 2022 年 6 月 25 日播种育秧，7 月 18 日移栽至大田。基肥阶段各处理小区氮肥与钾肥用量保持一致，磷肥按梯度施用（P0：0 kg/hm^2，P1：300 kg/hm^2，P2：600 kg/hm^2，P3：780 kg/hm^2）；分蘖期每小区追施氮肥 7.82 g，拔节期每小区追施氮肥 11.73 g、钾肥 8.10 g。试验肥料包括氯化钾（$K_2O\geqslant60\%$，中国农业生产资料集团公司）、钙镁磷肥（有效磷 $P_2O_5\geqslant12\%$，荆门市高园磷肥有限公司）以及尿素（$N\geqslant46\%$，安阳中盈化肥有限公司）。

1.2　数据采集与预处理

本研究采用 MICROTEK 型号为 MRS-9600TFU2L、分辨率为 600 DPI 的扫描仪，分别于 2022 年 8 月 6 日、8 月 26 日获取水稻分蘖期和拔节期的叶片图像。采集对象为各分蘖茎主茎的完全展开顶 3 叶。为保证图像数据的一致性与可靠性，采集过程中剔除了因叶片折叠或卷曲而影响质量的样本。

所获得图像均保存为JPG格式，分辨率为8 401像素×14 401像素。水稻分蘖期、拔节期的4个施磷梯度各获取水稻叶片图像390张，共计3 120张。

为满足深度学习模型对输入尺寸的要求，所有水稻叶片原始图像统一调整至224像素×224像素，并将背景设为黑色以提高对比度、减少噪声干扰。经预处理的部分分蘖期水稻叶片图像如图1所示。随后，将3 120张原始图像按照8∶2的比例划分为训练集和测试集，其中测试集仅包含原始图像，不进行任何增强操作，以保证评估的客观性。在训练集中，为缓解样本数量不足并提升模型的泛化能力，对图像进行了数据增强[28]，包括在±15°范围内的随机旋转与轻微平移（不超过图像尺寸的5%）、随机缩放（0.95～1.05倍）、水平与垂直翻转，以及对亮度（±20%）、对比度（±10%）、饱和度（±10%）和色相（±0.05）的随机扰动，并辅以概率性模糊、锐化和灰度化处理。通过这些操作，训练集的每一类别样本数量由原始的312张扩充至3 120张，而测试集保持不变。分蘖期与拔节期的图像数据规模见表1。

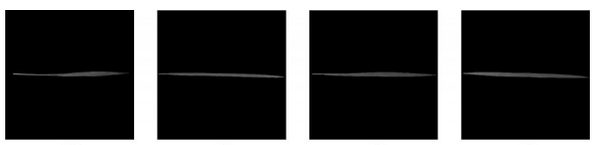


图1 4种不同磷肥梯度下采集的水稻分蘖期数据

Fig.1 Rice tillering stage data collected under four different phosphorus fertilizer gradients

表1 水稻叶片图像数据集

Table 1 Description of the rice leaf image dataset

水稻生育期 Rice growth stage	磷肥梯度 Phosphorus gradient	原始数据 Original data	训练集 Training set	测试集 Test set	增强后的训练集数据 After expansion
分蘖期 Tillering stage	P0	390	312	78	3 120
	P1	390	312	78	3 120
	P2	390	312	78	3 120
	P3	390	312	78	3 120
拔节期 Jointing stage	P0	390	312	78	3 120
	P1	390	312	78	3 120
	P2	390	312	78	3 120
	P3	390	312	78	3 120

1.3 实验环境及参数设置

在64位Windows 11操作系统环境下进行训练与测试。实验计算机配备AMD Ryzen 7 8845H处理器（集成Radeon 780M显卡，主频3.80 GHz）、24 GB内存，以及NVIDIA GeForce RTX 4060 Laptop GPU（显存8 GB）。软件环境包括PyTorch 2.6.0、CUDA 12.6和Python 3.10.16。

在PyTorch深度学习框架下对水稻磷素营养诊断模型进行训练与测试，采用多类别交叉熵损失函数来度量模型预测结果与真实标签之间的偏差，并选用AdamW优化器以增强训练过程的稳定性及模型的泛化能力；引入余弦退火学习率调度机制，实现对学习率的动态调控，有助于模型在初期快速收敛，并在后期获得更优的最小化结果。实验中将初始学习率设为0.000 1，批量大小为64，训练轮次为200，以保证模型充分学习并获得最佳性能。

1.4 改进的U-Net多尺度解码模块结构

改进的U-Net多尺度解码模块结构（UNetDecoder）如图2所示。输入的深层特征图（stage4输出，尺寸为7×7，通道数为960）依次通过3次上采样操作，空间分辨率逐级恢复至14×14、28×28和56×56，同时通道数依次调整为80、40和24。在每次上采样后，该层输出的特征图与编码器中对应阶段的跳跃连接进行通道维度的拼接，实现浅层结构信息与深层语义特征的融合。跳跃连接特征的空间尺寸与通道数如下：

Skip 3（stage 3输出）：14×14，通道数80；

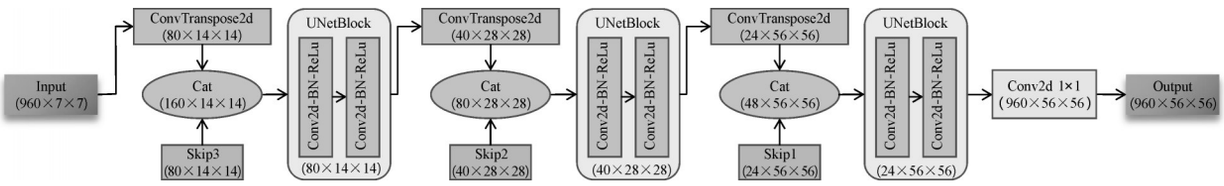
Skip 2（stage 2输出）：28×28，通道数40；

Skip 1（stage 1输出）：56×56，通道数24。

拼接后的特征图输入由2层3×3卷积、批量归一化（batch normalization）和ReLU激活函数构成卷积模块（UNetBlock），进行特征重建与非线性映射。最终，解码器输出尺寸为56×56、通道数24的特征图，并通过1×1卷积将通道数调整为960，以满足后续全局池化和分类器的输入维度要求。

该多尺度解码设计不仅能有效恢复编码阶段压

缩后的空间信息，还充分融合了不同层级的语义特征，实现深浅信息的高效交互，从而增强模型对水稻叶片磷素缺失区域的识别能力，为分类任务提供更具判别性的特征支撑。



特征图尺寸采用“通道数×高×宽（$C \times H \times W$）”的表示方式。下同。The dimensions of feature maps are represented as channel × height × width（$C \times H \times W$）.The same below.

图 2　改进 U-Net 多尺度解码模块结构图

Fig.2　Architecture of the improved U-Net multi-scale decoding module

1.5　MobileNetV3_large

MobileNetV3_large 架构是在 MobileNetV2 的基础上提出的一种轻量级卷积神经网络结构，融合了 Inverted Residual 模块、通道注意力机制模块（Squeeze-and-Excitation，SE 模块）、高效非线性激活函数（如 *h*-swish）、全局平均池化层以及全连接分类器[29]。其整体结构由输入特征提取层、多个 Inverted Residual 模块以及尾部分类模块组成，网络整体结构如图 3 所示。其中，Inverted Residual 模块是 MobileNetV3_large 的核心组成部分，如图 4 所示。该模块首先通过 1×1 卷积对输入特征图进行通道扩展，然后采用 3×3 深度可分离卷积（depthwise separable convolution）实现空间特征提取，并在中间引入 SE 模块以执行通道注意力建模，从而增强网络对关键区域的响应能力。使用 1×1 卷积进行通道压缩以恢复原始维度，并构建捷径连接（shortcut），将输入特征与变换后的输出特征在通道维度上相加，实现高效的特征残差传递。此外，MobileNetV3_large 在部分模块中引入了 *h*-swish 激活函数，以提升模型的非线性表达能力与推理效率。整体上，该网络在保持结构轻量化的同时，兼具优异的局部特征提取能力和通道建模能力，在移动端图像分类与目标检测等任务中表现出良好的准确性与推理速度平衡。因此，本研究将 MobileNetV3_large 作为基线模型（方案 1），用于后续改进模型的对比分析，以评估多尺度特征融合与迁移学习策略对水稻叶片磷素营养诊断性能的影响。

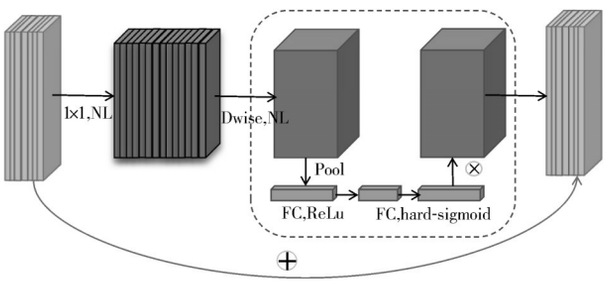


图 3　MobileNetV3_large 网络模型结构图

Fig.3　Network architecture of the MobileNetV3_large model

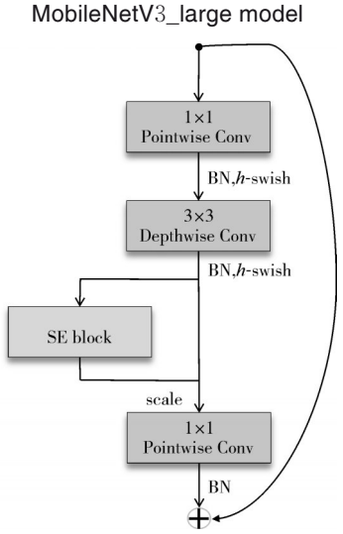


图 4　Inverted Residual 模块结构图

Fig.4　Structure of the Inverted Residual module

1.6　MobileNetV3_U-Net 模型构建

为系统评估不同模型结构及优化策略对水稻叶片磷素营养诊断性能的影响，在基线模型（方案 1）的基础上，进一步设计了 2 种改进方案。

其中，方案 2 在 MobileNetV3_large 的基础上引入 U-Net 解码结构，通过构建编码器-解码器框架并融合多尺度特征，实现对叶片图像中不同尺度纹理与结构信息的有效提取。在此基础上，方案 3 进一步引入迁移学习策略，通过加载预训练权重对模型进行初始化，以提升模型的特征表达能力与训练效率。

在上述改进基础上，构建了融合轻量级卷积神经网络 MobileNetV3_large 与 U-Net 解码结构的图像分类模型（方案 3）：MobileNetV3_U-Net。该模型在 MobileNetV3_large 多尺度特征提取能力的基础上，引入 U-Net 风格的跳跃连接与逐步上采样机制，从而实现图像局部细节与全局语义特征的有效融合。

其中，编码器部分加载预训练的MobileNetV3_large权重，以增强模型的特征提取能力。

整体网络采用编码器-解码器结构设计，其框架如图5所示。编码器由MobileNetV3_large主干网络构成，并划分为5个阶段（stage0至stage4），分别对应不同尺度与语义层级的特征表示。前4个阶段的输出特征图空间分辨率依次减半，其中stage1（56×56，24通道）、stage2（28×28，40通道）和stage3（14×14，80通道）作为跳跃连接特征（skip connection）传递至解码器，以补充浅层空间信息；stage4（7×7，960通道）作为深层语义特征输入解码器，用于特征重建。

解码器由3个上采样模块和卷积融合模块组成。初始输入为7×7、960通道的特征图，依次通过3次转置卷积（ConvTranspose2d）逐步上采样，使空间分辨率恢复至14×14、28×28和56×56，同时通道数调整为80、40和24。在每一级上采样后，将当前特征与编码器中对应层级的跳跃连接特征（skip3、skip2、skip1）在通道维进行拼接，以实现深层语义信息与浅层结构信息的融合。融合后的特征图输入由两层3×3卷积、批量归一化（batch normalization）及ReLU激活函数构成的卷积模块中，完成特征重建与非线性映射。

最终，解码器输出尺寸为56×56、24通道的特征图，并通过1×1卷积将通道数调整至960，以满足分类模块输入要求。随后，通过自适应平均池化层将空间维度压缩为1×1，实现全局特征聚合；所得特征向量输入全连接层进行分类，中间引入Hardswish激活函数，并结合Dropout层以降低过拟合风险。

综上，所构建的MobileNetV3_U-Net模型通过多尺度特征融合机制与迁移学习策略，可实现对水稻叶片图像特征的有效建模，旨在为后续不同模型方案的性能对比提供统一的结构基础。

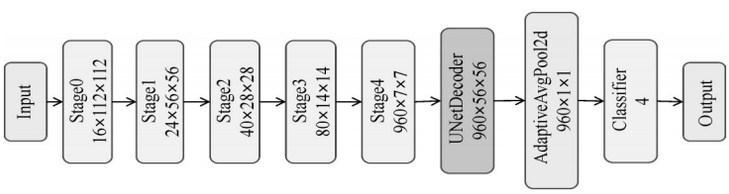


图5 MobileNetV3_U-Net模型结构

Fig.5 Schematic diagram of the MobileNetV3_U-Net model architecture

1.7 模型评估指标准确率

采用准确率（accuracy，A）、精确率（precision，P）、召回率（recall，R）以及F_1值（F_1-score）等评价指标对模型的分类效果进行综合评价，计算公式如下：

$$A=\frac{T_P+T_N}{T_P+T_N+T_P+T_N}$$

$$P=\frac{T_P}{T_P+F_P} \tag{2}$$

$$R=\frac{T_P}{T_P+F_N} \tag{3}$$

$$F_1=\frac{2\times P\times R}{P+R} \tag{4}$$

式（1）～（4）中，T_P与T_N分别对应模型对正、负样本的正确识别数；F_P表示负样本被误判为正样本的情况；F_N表示正样本被错误归类为负样本的数量。

2 结果与分析

2.1 不同时期不同方案的分类性能比较

为评估不同方案在水稻叶片磷素营养诊断中的性能，基于分蘖期和拔节期叶片数据集，对3种模型方案进行对比实验，结果（表2）显示，改进后的MobileNetV3_U-Net模型（方案3）在识别准确率、精确率、召回率及F_1值等指标上均优于方案1和方案2。在分蘖期与拔节期，方案3的识别准确率分别达到93.33%和87.40%，相比基线模型（方案1）有明显提升。

从对比结果可以看出，方案2相较于方案1在分类性能上有所提升，表明引入多尺度特征融合机制能够在一定程度上增强模型对水稻叶片不同尺度特征的表征能力，使其能够更有效地提取纹理、边缘及色彩等关键信息。然而，该方案的性能提升幅度相对有限，说明仅依赖结构层面的特征融合仍不足以充分挖掘数据的判别信息。在此基础上，方案3进一步引入迁移学习策略后，模型整体性能得到显著提升。这主要是由于预训练权重为模型提供了更优的初始参数，使其在有限样本条件下仍能够学习到更具判别力的特征表示，从而有效缓解了训练数据不足带来的影响。

综合分析表明，方案3在2个生育时期均取得最优分类性能，表现出较好的稳健性与泛化能力。此外，从模型训练时间和模型规模来看，方案3在保持轻量化模型特性的同时，实现了性能的显著提升。

表 2　模型方案在水稻 2 个时期的分类性能

Table 2　Classification performance of a rice modeling approach across two growth stages

生育期 Growth stage	方案 Scheme	准确率/% Accuracy	精确率/% Precision	召回率/% Recall	F_1值/% F_1-score	模型大小/MB Model size	训练时间/s Training time
分蘖期 Tillering	方案 1 Scheme 1	88.43	88.52	88.43	88.45	4.21	13 737.60
	方案 2 Scheme 2	89.36	89.49	89.36	89.38	4.79	12 945.60
	方案 3 Scheme 3	93.33	93.37	93.33	93.34	4.79	12 614.40
拔节期 Jointing	方案 1 Scheme 1	76.38	76.35	76.38	76.35	4.21	13 644.00
	方案 2 Scheme 2	77.82	77.91	77.82	77.80	4.79	12 780.00
	方案 3 Scheme 3	87.40	87.45	87.40	87.42	4.79	12 715.20

注：方案 1：MobileNetV3_large 基线模型；方案 2：基于 U-Net 解码结构的 MobileNetV3_U-Net 多尺度特征融合模型；方案 3：融合迁移学习策略的改进 MobileNetV3_U-Net 模型。下同。Note: Scheme 1: Baseline MobileNetV3_large model; Scheme 2: MobileNetV3_U-Net with multi-scale feature fusion via U-Net decoder; Scheme 3: Improved MobileNetV3_U-Net with transfer learning. The same as follows.

2.2　性能曲线分析

为进一步评估不同方案在训练过程中的收敛性及性能稳定性，绘制了分蘖期与拔节期 3 个方案的准确率曲线与损失曲线（图 6），从分蘖期曲线（图 6A）可见，方案 3 在训练初期准确率略低于方案 1 和方案 2，但随着训练迭代的进行，模型的识别准确率快速提高，并在大约 100 轮后趋于稳定，最终保持在 93% 以上，显著高于方案 1（约 88%）和方案 2（约 89%）。对应的损失曲线（图 6B）显示，方案 3 虽在前期波动较大，但下降速度最快，且后期保持在最低水平，表明其在分蘖期数据上的收敛性与特征学习效率优于其余方案；相对而言，方案 1 与方案 2 的损失曲线下降缓慢且波动明显，训练稳定性较差。拔节期训练曲线呈现类似趋势（图 6C、D）。方案 3 的准确率快速上升并在约 100 轮后趋于稳定，最终保持在 87% 左右，高于方案 1（约 76%）和方案 2（约 78%）。其损失曲线在前期虽出现较大波动，但整体下降趋势明显，并在训练后期保持最低水平，显示出良好的收敛性和训练稳定性。相比之下，方案 1 与方案 2 的损失值下降缓慢，且在训练中期仍存在较大波动，表明其在拔节期数据上的特征学习能力受限。

性能曲线分析表明，方案 3 在 2 个生育时期均表现出更快的收敛速度、更高的训练稳定性以及更优的分类性能，与表 2 中各指标结果一致，进一步验证了该方案在水稻叶片磷素营养诊断任务中的有效性与优越性。

2.3　混淆矩阵分析

图 7A、B 分别展示了方案 3 在水稻分蘖期和拔节期的混淆矩阵。在分蘖期，不同磷素梯度类别的识别准确率分别为：P0 99%、P1 92%、P2 90% 及 P3 92%。其中，P0 类别的识别效果最优，表明该方案能够准确捕捉严重缺磷条件下叶片的典型表型特征；而 P2 类别的准确率相对较低，这可能是由于正常叶片在表型上与轻度缺磷（P1）叶片存在一定相似性，导致模型在区分两者时存在一定难度。在拔节期，P0、P1、P2、P3 类别的识别准确率分别为 85%、87%、92% 和 85%。相比分蘖期，整体准确率有所下降，尤其是 P0 与 P3 类别，表明拔节期叶片表型差异不如分蘖期明显，模型在该阶段对极端类别的判别能力受到一定限制；而 P2 类别的识别效果相对稳定，说明正常叶片的表型特征仍具有一定可区分性。

综合分析可知，方案 3 在分蘖期的分类性能显著优于拔节期。分蘖期叶片表型特征对磷素营养水平更为敏感，模型能够较为准确地捕捉不同类别之间的差异，从而取得较高的识别精度。相比之下，拔节期叶片表型差异相对减弱，导致模型在该阶段的分类能力下降，尤其是 P0 与 P3 类别的识别效果较低。这表明在拔节期进行磷素营养诊断时，需要进一步优化模型，以增强对细微表型特征的识别能力，提高整体分类性能和稳定性。

2.4　不同网络模型的性能对比

为全面验证所提出模型的有效性，将 MobileNetV3_U-Net 与常见的轻量化网络模型（MobileNetV3_large、GhostNet、ShuffleNetV2）以及性能较优的 EfficientNet_b1 进行对比分析（表 3）。从分蘖期结果来看，MobileNetV3_U-Net 的准确率达 93.33%，优于所有对比模型。其中，EfficientNet_b1 虽表现较好（准确率 92.82%），但模型大小达到 6.52 MB，训练时间长达 71 820 s，显著高于 MobileNetV3_U-Net 的 4.79 MB 和 12 614.40 s，难以满足实际应用中的轻量化需求。相比之下，GhostNet 与 MobileNetV3_large 的准确率分别为 88.62% 和

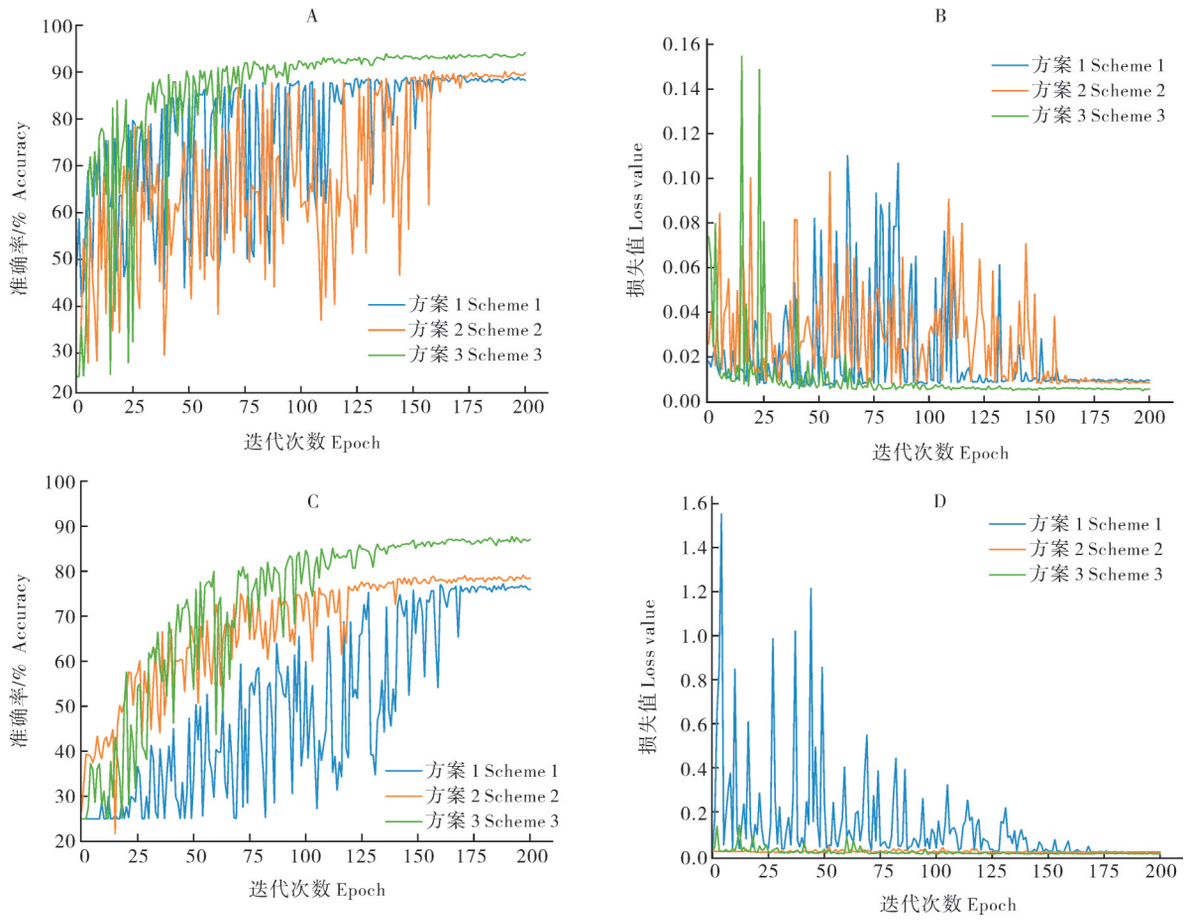
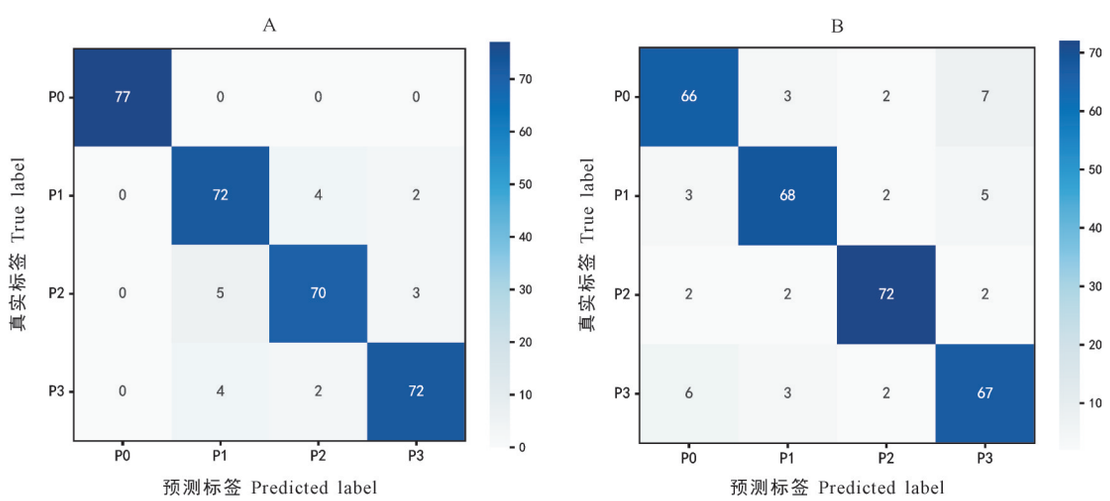


图6 分蘖期(A、B)与拔节期(C、D)水稻叶片模型方案性能曲线

Fig.6 Classification performance of rice leaf model schemes at tillering(A,B) and jointing(C,D) stages



P0:0 kg/hm^2,P1:300 kg/hm^2,P2:600 kg/hm^2,P3:780 kg/hm^2.

图7 方案3在水稻分蘖期(A)与拔节期(B)的混淆矩阵

Fig.7 Confusion matrices of Scheme 3 at two growth stages of rice

88.43%,而ShuffleNetV2的准确率最低,仅为86.67%,表明其特征提取能力相对有限。在拔节期,各模型的整体识别精度均较分蘖期有所下降,说明该时期叶片表型特征差异的减弱对磷素营养水平的分类带来了更大挑战。尽管如此,MobileNetV3_U-Net仍实现了87.40%的分类准确率,略高于EfficientNet_b1(87.05%),同时在模型规模与训练效率方面表现出更显著的优势。相比之下,GhostNet和

MobileNetV3_large 的准确率分别为 74.10% 与 76.38%，而 ShuffleNetV2 仅为 68.40%，表明其在该任务中的判别能力不足，难以满足拔节期磷素营养精准诊断的实际需求。

表 3　水稻 2 个时期不同网络模型分类性能比较

Table 3　Performance comparison of different network models in classifying rice across two growth stages

模型 Model	生育期 Growth stage	准确率/% Accuracy	精确率/% Precision	召回率/% Recall	F_1值/% F_1-score	模型大小/MB Model size	训练时间/s Training time
MobileNetV3_large	分蘖期 Tillering	88.43	88.52	88.43	88.45	4.21	13 737.60
	拔节期 Jointing	76.38	76.35	76.38	76.35		13 644.00
GhostNet	分蘖期 Tillering	88.62	88.63	88.62	88.62	3.91	11 455.20
	拔节期 Jointing	74.10	74.25	74.10	74.09		11 073.60
ShuffleNetV2	分蘖期 Tillering	86.67	86.73	86.67	86.69	0.78	7 236.00
	拔节期 Jointing	68.40	68.49	68.40	68.44		7 236.00
EfficientNet_b1	分蘖期 Tillering	92.82	92.92	92.82	92.84	6.52	71 820.00
	拔节期 Jointing	87.05	87.09	87.05	87.04		74 880.00
MobileNetV3_U-Net	分蘖期 Tillering	93.33	93.37	93.33	93.34	4.79	12 614.40
	拔节期 Jointing	87.40	87.45	87.40	87.42		12 715.20

综合来看，MobileNetV3_U-Net 在保证较小模型规模和较快训练速度的同时，在分蘖期和拔节期均取得了最高或接近最高的分类性能，表现出良好的平衡性和实用性。与 EfficientNet_b1 相比，其准确率相近甚至略优，但所需计算成本明显更低，更适合应用于农业场景下的大规模快速诊断任务。

2.5　Plant Village 公共数据集上的模型性能对比

为进一步验证 MobileNetV3_U-Net 模型的泛化性能，本研究从 Plant Village 公共数据集中选取了 3 类葡萄病害叶片和 1 类健康叶片，每类图像 1 070 张，合计 6 800 张叶片图像。为适配网络输入，所有图像统一调整至 224 像素×224 像素及归一化预处理。在模型训练阶段，未使用水稻数据集的预训练权重，直接使用模型代码从头训练模型参数。随后，将处理后的图像数据按照 8∶2 的比例划分为训练集和测试集，并将数据分别输入 MobileNetV3_large、GhostNet、ShuffleNetV2、EfficientNet_b1 和 MobileNetV3_U-Net 模型中进行训练。训练得到的性能评估结果（表 4）显示，MobileNetV3_U-Net 模型在葡萄叶片图像上的精确率、召回率、F_1值以及平均准确率均为 100%，在 5 个网络模型中的分类性能最优，并表现出较高的泛化能力。

3　讨　论

本研究构建了适于水稻磷素营养诊断的 MobileNetV3_U-Net 模型，针对分蘖期与拔节期 2 个关键生育时期的叶片图像，开展了 4 个不同磷素缺乏梯度的分类识别任务。模型融合了轻量化的 MobileNetV3 主干网络与 U-Net 风格的多尺度解码结构，提升了特征提取与空间信息还原能力。训练过程中采用迁移学习策略，并对比多种常用轻量化模型开展性能评估。MobileNetV3_large 作为主干网络具备良好的轻量化与特征表达能力，为移动端部署提供可行性保障；融合 U-Net 解码结构能够有效恢复低层空间信息并增强模型对缺磷区域的定位能力，显著提升分类准确率；MobileNetV3_U-Net 参数量小、训练速度快、准确率高，具备良好的实用性和推广潜力，可为水稻磷素营养监测与精准施肥提供技术支持。

本研究提出的 MobileNetV3_U-Net 模型融合了轻量级主干网络 MobileNetV3 与 U-Net 多尺度解码结构，旨在保障模型部署效率的同时提升水稻磷素营养诊断的图像识别性能。通过多尺度特征融合与跳跃连接机制，实现对叶片图像中局部细节与全局语义信息的有效捕捉。水稻分蘖期和拔节期 2 个关键生育阶段的结果显示，MobileNetV3_U-Net 在准确率、精确率、召回率及 F_1 值等指标上均优于 MobileNetV3_large、GhostNet、ShuffleNet 和 EfficientNet_b1。特别是 U-Net 解码结构中的多尺度特征融合与跳跃连接，有助于增强对叶片磷缺特征（如叶色变浅、边缘黄化、长势缓慢等）的表达能力。分蘖期缺磷症状特征相对集中且明显，有利于模型提取关键信息；而拔节期的叶片图像准确率相对较低（87.40%），较 MobileNetV3_large 提升 11.02%，可能与叶片老化及环境因素有关。后续研究可结合误判

表4 不同模型在Plant Village数据集上的分类性能对比

Table 4 Classification performance comparison of various models on the Plant Village dataset %

模型 Model	类别名称 Class label	精确率 Precision	召回率 Recall	F_1值 F_1-score	平均准确率 Average accuracy
MobileNetV3_large	Black_rot	99.05	97.66	98.35	99.18
	Esca_(Black_Measles)	98.15	99.07	98.60	
	healthy	99.53	100.00	99.77	
	Leaf_blight_(Isariopsis_Leaf_Spot)	100.00	100.00	100.00	
GhostNet	Black_rot	97.24	98.60	97.91	98.95
	Esca_(Black_Measles)	98.58	97.20	97.88	
	healthy	100.00	100.00	100.00	
	Leaf_blight_(Isariopsis_Leaf_Spot)	100.00	100.00	100.00	
ShuffleNetV2	Black_rot	98.13	98.13	98.13	99.07
	Esca_(Black_Measles)	98.60	98.60	98.60	
	healthy	100.00	100.00	100.00	
	Leaf_blight_(Isariopsis_Leaf_Spot)	99.53	99.53	99.53	
EfficientNet_b1	Black_rot	97.69	98.60	98.14	99.07
	Esca_(Black_Measles)	99.52	97.66	98.58	
	healthy	99.53	100.00	99.77	
	Leaf_blight_(Isariopsis_Leaf_Spot)	99.53	100.00	99.77	
MobileNetV3_U-Net	Black_rot	100.00	100.00	100.00	100.00
	Esca_(Black_Measles)	100.00	100.00	100.00	
	healthy	100.00	100.00	100.00	
	Leaf_blight_(Isariopsis_Leaf_Spot)	100.00	100.00	100.00	

样本分析或特征可视化方法，对拔节期识别难度的具体原因进行深入探究，以进一步提升模型在不同生育阶段下的稳健性和泛化能力。此外，在Plant Village公共数据集的葡萄叶片迁移实验中，MobileNetV3_U-Net同样表现出优越的分类性能，进一步验证了模型的通用性与迁移潜力。

尽管MobileNetV3_U-Net在实验中取得了较好的识别效果，本研究仍存在一些局限。首先，模型主要依赖高质量的RGB图像，对于田间复杂环境下的背景杂乱、叶片遮挡及光照不均等因素，其识别性能可能受到影响。其次，当前模型仅利用图像信息进行特征学习，未结合土壤养分、遥感影像或气象等多源数据，限制了对水稻磷素营养状态形成机制的系统建模能力。

未来研究可从以下方向深入：一是引入注意力机制（如SE、CBAM）以增强对关键特征的感知与表达能力；二是结合多模态农业数据，构建多源信息融合的磷素营养诊断模型；三是扩大样本规模，覆盖更多品种、生育阶段和复杂环境，以提升模型稳健性；四是利用模型轻量化优势，结合模型压缩和边缘计算技术，实现智能营养诊断在农业物联网终端的高效部署与应用。

参考文献 References

[1] 王伯仁，徐明岗，文石林，等.长期施肥对红壤旱地磷组分及磷有效性的影响[J].湖南农业大学学报（自然科学版），2002，28(4)：293-297.WANG B R，XU M G，WEN S L，et al. The effects of long term fertilization on chemical fractions and availability of inorgauic phosphate in red soil upland[J].Journal of Hunan Agricultural University (natural sciences edition)，2002，28(4)：293-297 (in Chinese with English abstract).

[2] KHAN F，SIDDIQUE A B，SHABALA S，et al. Phosphorus plays key roles in regulating plants' physiological responses to abiotic stresses[J/OL]. Plants，2023，12(15)：2861[2025-06-25]. https://doi.org/10.3390/plants12152861.

[3] ZHANG D K，LI Y Y，LI H R，et al. Phosphorus application rates affect the grain yields of different phosphorus-tolerant rice cultivars by regulating grain filling and leaf senescence characteristics[J]. Plant，soil and environment，2025，71(5)：363-380.

[4] JULIA C，WISSUWA M，KRETZSCHMAR T，et al. Phosphorus uptake，partitioning and redistribution during grain filling in rice[J].Annals of botany，2016，118(6)：1151-1162.

[5] 马晓诺，侯星宇，蔡红梅.长江中下游主栽水稻磷高效品种筛选及其生理生化特征[J].华中农业大学学报，2025，44(5)：13-24. MA X N，HOU X Y，CAI H M，et al.Screening phos-

phorus-efficient rice varieties mainly planted in middle and lower reaches of Yangtze River and its physiological and biochemical characteristics[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2025, 44(5): 13-24(in Chinese with English abstract).

[6] 吕真真,刘秀梅,侯红乾,等.长期不同施肥对红壤性水稻土磷素及水稻磷营养的影响[J].植物营养与肥料学报,2019,25(8):1316-1324. LÜ Z Z, LIU X M, HOU H Q, et al. Effects of long-term fertilizations on soil phosphorus and its supply to rice in red paddy soil[J]. Journal of plant nutrition and fertilizers, 2019, 25(8): 1316-1324 (in Chinese with English abstract).

[7] ROSE T, KRETZSCHMAR T, LIU L, et al. Phosphorus deficiency alters nutrient accumulation patterns and grain nutritional quality in rice[J/OL]. Agronomy, 2016, 6(4): 52[2025-06-25]. https://doi.org/10.3390/agronomy6040052.

[8] 王飞,李清华,林诚,等.南方低产黄泥田与高产灰泥田基础地力的差异[J].植物营养与肥料学报,2019,25(5):773-781. WANG F, LI Q H, LIN C, et al. Differences of basic soil productivity between yellow-mud and grey-mud paddy fields in Southern China[J]. Journal of plant nutrition and fertilizers, 2019, 25(5): 773-781 (in Chinese with English abstract).

[9] 杨红云,周琼,杨珺,等.水稻氮素营养诊断方法研究进展[J].中国稻米,2020,26(2):5-8. YANG H Y, ZHOU Q, YANG J, et al. Research progress on nitrogen nutrition diagnosis methods of rice[J]. China rice, 2020, 26(2): 5-8 (in Chinese with English abstract).

[10] 侯云鹏,韩立国,孔丽丽,等.不同施氮水平下水稻的养分吸收、转运及土壤氮素平衡[J].植物营养与肥料学报,2015,21(4):836-845. HOU Y P, HAN L G, KONG L L, et al. Nutrient absorption, translocation in rice and soil nitrogen equilibrium under different nitrogen application doses[J]. Journal of plant nutrition and fertilizers, 2015, 21(4): 836-845 (in Chinese with English abstract).

[11] 熊俊涛,戴森鑫,区炯洪,等.基于深度学习的大豆生长期叶片缺素症状检测方法[J].农业机械学报,2020,51(1):195-202. XIONG J T, DAI S X, OU J H, et al. Leaf deficiency symptoms detection method of soybean based on deep learning[J]. Transactions of the CSAM, 2020, 51(1): 195-202 (in Chinese with English abstract).

[12] 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 H Y, GUO Z W, GUO G F, et al. Rice nitrogen nutrition diagnosis based on Stacking integrated convolutional neural network[J]. Plant nutrition and fertilizer science, 2023, 29(3): 573-581 (in Chinese with English abstract).

[13] 钱政,杨孙哲,张国卿,等.基于卷积神经网络的水稻氮素营养诊断[J].中国农业科技导报(中英文),2023,25(9):113-121. QIAN Z, YANG S Z, ZHANG G Q, et al. Rice nitrogen nutrition diagnosis based on convolutional neural network[J]. Journal of agricultural science and technology, 2023, 25(9): 113-121 (in Chinese with English abstract).

[14] 黄淑梅,杨红云,孔杰,等.基于改进 ShuffleNet V2 的水稻磷素营养诊断方法[J].中国稻米,2025,31(2):20-28. HUANG S M, YANG H Y, KONG J, et al. Rice phosphorus nutrition diagnosis method based on improved ShuffleNet V2[J]. China rice, 2025, 31(2): 20-28(in Chinese with English abstract).

[15] BISHWAS R, YASMIN S, TURZO N A. Relative comparison of *K*-means clustering segmented rice leaves image based nitrogen, phosphorus, and potassium nutrient deficiency classification using convolutional neural network[C]//2021 International Conference on Science & Contemporary Technologies (ICSCT). August 5-7, 2021. Dhaka: IEEE, 2021: 1-6.

[16] 张林朋,杨红云,钱政,等.基于改进的 VGG16 网络和迁移学习的水稻氮素营养诊断[J].中国农业大学学报,2023,28(6):219-229. ZHANG L P, YANG H Y, QIAN Z, et al. Nitrogen nutrition diagnosis in rice based on improved VGG16 network and transfer learning[J]. Journal of China Agricultural University, 2023, 28(6): 219-229 (in Chinese with English abstract).

[17] 吴正,杨红云,孙爱珍,等.基于 PND-Net 模型的水稻钾素胁迫程度诊断识别[J].江西农业大学学报,2024,46(6):1654-1667. WU Z, YANG H Y, SUN A Z, et al. Diagnosis and recognition of potassium stress degree in rice based on PND-Net model[J]. Acta Agriculturae Universitatis Jiangxiensis (natural sciences edition), 2024, 46(6): 1654-1667 (in Chinese with English abstract).

[18] 孔杰,杨红云,黄淑梅,等.基于残差神经网络的水稻氮磷钾元素营养诊断[J].中国农业大学学报,2025,30(2):163-175. KONG J, YANG H Y, HUANG S M, et al. Nutritional diagnosis of nitrogen, phosphorus and potassium in rice based on the residual neural network[J]. Journal of China Agricultural University, 2025, 30(2): 163-175 (in Chinese with English abstract).

[19] SMITH B T, WANG L. Comparison of DenseNet201, ResNet50, VGG16, and xception models for soybean disease leaf image classification[J]. Journal of agricultural engineering and technology, 45(3), 115-126.

[20] YANG X, ZHANG L, LIU Y. Improving GoogLeNet with ECA and residual connections for image classification[J]. Journal of visual communication and image representation, 2019, 62: 234-245.

[21] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation[M]// NAVAB N, HORNEGGER J, WELLS W. Medical image computing and computer-assisted intervention. Cham: Springer International Publishing, 2015: 234-241.

[22] LIU W F, YU L, LUO J X. A hybrid attention-enhanced DenseNet neural network model based on improved U-Net for rice leaf disease identification[J/OL]. Frontiers in plant science,

2022, 13: 922809 [2025-06-25]. https://doi. org/10.3389/fpls.2022.922809.

[23] WANG Y, ZHANG D F, DAI G M. Classification of high resolution satellite images using improved U-Net[J]. International journal of applied mathematics and computer science, 2020, 30(3): 399-413.

[24] 王军,张雯云,程勇.基于边缘特征和注意力机制的图像语义分割[J].计算机系统应用,2024,33(7):63-73. WANG J, ZHANG J Y, CHENG Y. Image semantic segmentation based on edge features and attention mechanism[J]. Computer systems and applications, 2024, 33(7): 63-73 (in Chinese with English abstract).

[25] WU F Z, WU J S, KONG Y Y, et al. Multiscale low-frequency memory network for improved feature extraction in convolutional neural networks[J]. Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence, 2024, 38(6): 5967-5975.

[26] 易振通,吴瑰,官端正,等.轻量化卷积神经网络的研究综述[J].工业控制计算机,2022,35(10):109-111. YI Z T, WU G, GUAN D Z, et al. Survey of research on lightweight convolutional neural networks[J]. Industrial control computer, 2022, 35(10): 109-111 (in Chinese with English abstract).

[27] WU B C, KEUTZER K, DAI X L, et al. FBNet: hardware-aware efficient ConvNet design *via* differentiable neural architecture search[C]//2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 15-20, 2019. Long Beach: IEEE, 2019: 10726-10734.

[28] SHORTEN C, KHOSHGOFTAAR T M. A survey on image data augmentation for deep learning[J/OL]. Journal of big data, 2019, 6: 60 [2025-06-25]. https://doi. org/10.1186/s40537-019-0197-0.

[29] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3 [C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), October 27-November 2, 2019. Seoul: IEEE, 2019: 1314-1324.

A rice phosphorus nutrition diagnosis method based on the fusion of MobileNetV3 encoding and U-Net multi-scale decoding

HUANG Daidi[1], YANG Hongyun[1], SUN Aizhen[2], ZHOU Yawen[1], LIU Leikun[1]

1. *College of Software, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China*;
2. *College of Computer and Information Engineering, Jiangxi Agricultural University, Nanchang 330045, China*

Abstract Accurate assessment of phosphorus nutrition is essential for optimizing rice growth and improving fertilizer management. This study proposes a lightweight image classification model, MobileNetV3_U-Net, that integrates a MobileNetV3_large encoder with an improved U-Net decoder for efficient diagnosis of rice leaf phosphorus status. The encoder leverages pretrained weights to accelerate convergence and extracts multi-scale semantic representations, while the decoder adopts an asymmetric multi-scale upsampling strategy with skip connections to progressively fuse shallow and deep features. Unlike the conventional symmetric U-Net, the redesigned decoder adjusts channel width and spatial resolution in a compact manner, enhancing fine-grained feature characterization and sensitivity to phosphorus deficiency symptoms. The classification is completed by adaptive average pooling and a fully connected layer. On test sets from the rice tillering and jointing stages, MobileNetV3_U-Net achieved accuracies of 93.33% and 87.40%, respectively, surpassing representative lightweight models including MobileNetV3_large, GhostNet, ShuffleNetV2, and EfficientNet_b1. Furthermore, experiments on the Plant Village dataset using grape leaf images confirmed its cross-domain generalization capability. MobileNetV3_U-Net demonstrates a favorable balance between lightweight design and diagnostic accuracy. By enhancing multi-scale feature fusion through a tailored decoder structure, it provides an efficient, robust, and transferable framework for intelligent diagnosis of rice phosphorus nutrition.

Keywords rice; phosphorus nutrition diagnosis; lightweight convolutional neural network; multi-scale feature fusion; improved U-Net

(责任编辑:张志钰)