

# 无人机低空遥感结合 YOLOv7 快速评估水稻穗颈瘟抗性

翁海勇<sup>1,2</sup>, 姚越<sup>2</sup>, 黄德耀<sup>1</sup>, 张玉婷<sup>3</sup>, 程组铎<sup>3</sup>, 叶大鹏<sup>1,2</sup>, 吴仁烨<sup>3\*</sup>

(1. 福建农林大学机电工程学院, 福州 350002; 2. 福建农林大学未来技术学院, 福州 350002;  
3. 福建农林大学农学院, 福州 350002)

**摘要:**为解决传统水稻稻瘟病抗性评估手段单一、效率低的问题, 该研究提出一种无人机低空遥感技术结合 YOLOv7 模型的水稻穗颈瘟抗性鉴定方法。首先, 将标注区域分割成小尺寸图像 ( $\leq 1240 \times 1240$  像素), 将小尺寸图像进行旋转、缩放、平移、剪切和改变对比度处理。经数据清洗, 去除分辨率过低的图像, 扩充样本数量, 以提高数据多样性。然后, 将压缩注意力机制 (squeeze-excitation attention) 和可变形卷积 (deformable convolution) 引入 YOLOv7 模型, 自适应调整感受野, 以提升捕捉穗颈瘟斑细粒度特征的能力。最后, 构建穗颈瘟检测的 YOLOv7\_Neckblast 模型。研究表明, YOLOv7\_Neckblast 能够有效检测穗颈瘟, 计算出 15 个品种的穗颈瘟发病率和病害等级 (1、3、5、7 和 9 级的水稻品种分别有 4、4、3、2 和 2 个)。在交并比阈值为 0.5 时, YOLOv7\_Neckblast 平均精度均值相较于 YOLOv7、FCOS 和 RetinaNet 分别提升了 4.0、6.4 和 5.8 个百分点, 召回率和 F1 值分别提高了至少 4.0 和 4.0 个百分点, 且浮点计算数和参数量最低。与育种专家判定的实际抗性水平相比, YOLOv7\_Neckblast 模型对 15 个水稻品种的穗颈瘟抗性水平的平均评估准确率为 86.67%, 能较好地实现不同水稻品种穗颈瘟抗性的区分。无人机低空遥感融合人工智能技术可用于水稻黄熟期育种中穗颈瘟抗性的评估, 也可与其他作物优势品种的选育提供参考。

**关键词:** 水稻; 无人机; 低空遥感; 穗颈瘟; YOLOv7\_Neckblast; 抗性评估

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202405029

中图分类号: TP751.2

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-21-0110-09

翁海勇, 姚越, 黄德耀, 等. 无人机低空遥感结合 YOLOv7 快速评估水稻穗颈瘟抗性[J]. 农业工程学报, 2024, 40(21): 110-118. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202405029 <http://www.tcsae.org>  
WENG Haiyong, YAO Yue, HUANG Deyao, et al. Rapid evaluation of rice neck blast resistance using low altitude remote sensing of UAV combined with YOLOv7[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(21): 110-118. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202405029 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

稻瘟病 (*Magnaporthe oryzae*) 是水稻最具毁灭性的病害之一, 严重威胁水稻的安全生产。稻瘟病稻田平均减产 10%~30%, 严重时达 40%~50%, 甚至绝收<sup>[1-2]</sup>。稻瘟病菌菌株适应性强、变异快, 大部分抗病品种在大面积推广应用 2~3 年后也易感病<sup>[3]</sup>。培育抗稻瘟病的水稻品种被认为是保障我国粮食安全的重要手段。目前, 稻瘟病的抗性评估主要依靠农学专家的专业知识, 劳动强度大, 耗时且费力<sup>[4]</sup>。

近年来, 计算机结合光学技术在农作物生理信息的快速感知中展现出巨大的应用潜力。ZHANG 等<sup>[5]</sup>利用 Vis/NIR 高光谱图像建立了双分支 LPnet 模型, 对水稻白叶枯病的评估准确率达 89.13%; FENG 等<sup>[6]</sup>构建了可变形卷积和扩张卷积神经网络 (DC<sup>2</sup>Net), 对大豆锈病的

识别准确率达 96.73%; ZHANG 等<sup>[7]</sup>基于水稻叶瘟的高光谱图像, 利用支持向量机模型量化了水稻感染叶瘟的程度, 对拔节、孕穗和抽穗期的水稻叶瘟的评估准确率分别达 97.78%、92.63% 和 92.20%。然而, 上述研究是实验室场景下开展的叶片尺度下作物病害的检测与评估。而在作物优良性状的评估过程中, 对田间抗逆性的评价尤为重要。

无人机搭载光学传感器能快速获取作物的影像数据, 结合计算机技术为农作物信息的快速监测提供了高效手段<sup>[8]</sup>。DUARTE-CARVAJALINO 等<sup>[9]</sup>基于无人机拍摄的多光谱图像对马铃薯晚疫病侵染的严重程度进行评估, 准确率为 74%; 张瑞瑞等<sup>[10]</sup>利用无人机遥感技术对松木患病情况进行了检测, 精度达 95.17%; DANG 等<sup>[11]</sup>结合无人机 RGB 和近红外图像实现了萝卜枯萎病的检测, 准确率超过 96%; GÖRLICH 等<sup>[12]</sup>完成了无人机 RGB 成像下甜菜褐斑病病状的检测和褐斑病等级的评估, 召回率为 66%; 赵晋陵等<sup>[13]</sup>分析了槟榔黄化病的无人机多光谱图像, 构建了槟榔黄化病的 BP 神经网络模型, 精度可达 91.7%; 苏宝峰<sup>[14]</sup>等基于无人机遥感的 NPCI 时间序列图像建立了小麦条锈病抗性鉴定模型 DenseNet121, 鉴定准确率为 83.7%, 召回率为 83.4%, F1 值为 83.3%, 较好地评估了小麦不同品种 (系) 的条锈病抗性差异;

收稿日期: 2024-05-07 修订日期: 2024-07-23

基金项目: 福建省自然科学基金资助项目 (2022J01611); 福建省科技厅  
引导性项目 (2023N0005); 福建农林大学科技创新专项基金项目  
(CXZX2019030G; CXZX2019031)

作者简介: 翁海勇, 博士, 副教授, 研究方向为农作物光学传感及装备研  
发。Email: [hyweng@fafu.edu.cn](mailto:hyweng@fafu.edu.cn)

※通信作者: 吴仁烨, 博士, 副教授, 研究方向为作物育种。

Email: [renye.wu@fafu.edu.cn](mailto:renye.wu@fafu.edu.cn)

BAI 等<sup>[15]</sup>使用时序无人机遥感图像和支持向量回归算法评估了水稻受白叶枯病感染的严重程度，决定系数为 0.86，均方根误差为 0.65；GU 等<sup>[16]</sup>分析了水稻稻褐条叶枯病的无人机多光谱图像， $R^2$  超过 0.93。上述研究表明，无人机遥感技术对作物病害的快速检测具有可行性，但在作物育种实践中，除识别到场景中的病害目标，还需对病害程度进行量化分析，以评估不同遗传背景作物对病原菌的抗性。卷积神经网络由于利用自动微分技术进行梯度下降<sup>[17]</sup>，能从光谱和空间的尺度获取病害的特征，从而有助于量化病害的程度。MARTINS 等<sup>[18]</sup>研究表明，具有 Inceptionv3 主干网络的 Unet 模型在评估番茄叶部受潜叶蝇侵染的严重程度时，准确率达 83.63%；BUTTE 等<sup>[19]</sup>将 U-Net 的特征融合到 RetinaNet 模型中，构建了 Retina-UNet-Ag 模型，评估了航拍图像中马铃薯受干旱胁迫的严重程度，平均骰子系数值达 74%；谢鹏尧等<sup>[20]</sup>利用 Mask-RCNN 模型实现了水稻叶瘟病斑的检测，测试集的平均精度均值达 71.6%。由此可知，基于卷积神经网络框架的模型方法对穗颈瘟的检测和抗性等级评估具备可行性。

综上所述，为了实现水稻育种中穗颈瘟抗性的快速评估，本研究采用无人机低空遥感技术获取穗颈瘟的 RGB 图像，利用数据增强操作扩充样本数据集，增加样本多样性。通过优化穗颈瘟特征增强检测模块，提取适用于无人机遥感图像中穗颈瘟细粒度特征，最终构建适合穗颈瘟检测及抗性等级评估的深度学习模型，以解决田间穗颈瘟抗性评估中适用性弱的瓶颈，提高水稻育种中优势品种的筛选效率和鉴定准确率，同时为其他作物育种提供理论和技术支撑。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料

于 2023 年 6—9 月在福建省龙岩市上杭县茶地镇水稻抗性鉴定基地（东经 116.42°、北纬 25.05°）展开试验。试验稻田划分为 5 列，每列分为 15 个小区，每个小区种

植 1 个水稻品种，共 15 个品种，分别为禾两优 676、福兴优名占、福兴优臻占、创源 151、18 优华占、糯两优 12、福香占、22E123 粤红 3 号、22E61 东联红 2 号、广 8 优红 355、22E7419 香、紫两优 3 191、特黑糯 945、泉珍 12 号和闽糯 6 优 6 号。每个小区大小为 1.5 m×5 m，相邻小区间距 20~30 cm。试验稻田四周种植 2 个高感诱发水稻品种，分别为龙黑糯 3 号和广陆矮 4 号。由于台风天气影响，部分水稻品种在黄熟期时出现倒伏情况，但不影响试验结果。

黄熟期水稻穗颈瘟发病率分级标准和抗性评价标准参照《水稻品种试验稻瘟病抗性鉴定与评价技术规程》(NY/T2646—2014)<sup>[21]</sup>。试验田中包含 5 种等级的穗颈瘟。其中，1 级穗颈瘟的水稻穗颈上出现少量的小块状灰褐色病斑，穗颈瘟发病率在 0~5%；3 级穗颈瘟的水稻穗颈病斑数量增多，但尚未覆盖穗颈表面，穗颈瘟发病率在 5.1%~10%；5 级穗颈瘟的水稻穗颈大部分被灰褐色病斑覆盖并扩展到穗颈大部分区域，穗颈瘟发病率在 10.1%~25%；7 级穗颈瘟的水稻穗颈几乎完全被病斑覆盖，只有少部分区域未感染，穗颈瘟发病率在 25.1%~50%；9 级穗颈瘟的水稻穗颈完全被病斑覆盖，穗颈瘟发病率在 50.1%~100%。5 种穗颈瘟发病率对应的抗性等级分别为抗（R）、中抗（MR）、中感（MS）、感（S）和高感（HS）。

### 1.2 穗颈瘟抗性基因鉴定

本论文采用五引物扩增受阻突变体系（penta-primer amplification refractory mutation system, PARMS）SNP（single nucleotide polymorphism）分型技术进行 *Pib*、*Pita*、*Pi2*、*Pi9*、*Pi5*、*Pi54*、*Pi25* 和 *Pit* 共 8 个抗稻瘟病基因的功能性分子标记（表 1）。分子特异性标记引物由上海市生工生物有限公司提供。DNA 提取采用常规的 CTAB（cetyltrimethylammonium bromide）法。PCR（polymerase chain reaction）反应体系共 15  $\mu$ L，其中包括 6  $\mu$ L 的 Mix，各 0.75  $\mu$ L 的正反向引物，2  $\mu$ L 的基因组 DNA 和 6.5  $\mu$ L 的  $H_2O$ 。

表 1 抗稻瘟病基因特异性引物序列  
Table 1 Specific primer sequences for rice blast resistance genes

目的基因 Target gene	引物名称 Primer name	序列 (5'-3') Sequence (5'-3')	基因片段大小 Gene fragment size /bp	参考文献 References
<i>Pib</i>	<i>PibdomF</i>	GAACAATGCCCAAAGCTGAGA	365	[22]
	<i>PibdomR</i>	GGGTCCACATGTCAGTGAGC		
<i>Pita</i>	<i>YL155F</i>	AGCAGGTTATAAGCTAGGCC	1 042	[22]
	<i>YL155R</i>	CTACCAACAAGTTCATCAAA		
<i>Pi2</i>	<i>SRM24F</i>	TGATTATGTTTTTATGTGGG	111	[23]
	<i>SRM24R</i>	ATTAGTGAGATCCATTGTTC		
<i>Pi9</i>	<i>Pi9F</i>	ATTGTAATTCTAGCCTTCCGTCC	500	[23]
	<i>Pi9R</i>	TCCATTTCAGAAACAGAGCACA		
<i>Pi5</i>	<i>JJ80-T3F</i>	TTATGAGATTAGGAGTGTAT	442	[24]
	<i>JJ80-T3R</i>	ATGTAAGGCAAAGCTGAT		
<i>Pi54</i>	<i>Pi54 MASF</i>	CAATCTCCAAAGTTTTCAGG	216	[25]
	<i>Pi54 MASR</i>	GCTTCAATCACTGCTAGACC		
<i>Pi25</i>	<i>Pdg-CF</i>	GCCATCCATCTTTGCTCCAC	274	[26]
	<i>Pdg-CR</i>	GCAAACGGCTTATCGGATAATC		
<i>Pit</i>	<i>tk59F</i>	ATGATAACCTCATCTCAATAAGT	733	[27]
	<i>tk59R</i>	GTTGGAGCTACGGTTGTTCAG		

PCR 反应程序包括 94  $^{\circ}$ C 的预变性 5 min，94  $^{\circ}$ C 变性 30 s，55  $^{\circ}$ C 退火 30 s，72  $^{\circ}$ C 延伸 30 s，共循环 35 次，最后 72  $^{\circ}$ C 延伸 5 min，4  $^{\circ}$ C 保存。PCR 反应完成后，产物经 30% 聚丙烯酰胺凝胶在 1×TBE（tris-borate-edta



buffer) 缓冲液中进行电泳分离, 并在凝胶系统中拍照记录最终结果<sup>[28]</sup>。

### 1.3 无人机遥感图像获取与预处理

采用 DJI Mavic2 Pro 无人机 (分辨率  $5\,472 \times 3\,648$  像素, 光圈数值 5.6, 快门速度 100, 曝光时间 2 ms, 焦距 10 mm) 获取水稻黄熟期时的穗颈瘟图像。无人机遥感图像采集时间为 2023 年 9 月 26 日—2023 年 9 月 27 日的 10:00—11:30 和 14:00—16:30, 天气晴, 气温  $20 \sim 34\text{ }^{\circ}\text{C}$ , 无降雨, 相对湿度 83%, 风向为东南风, 风力 2 级轻风级。无人机飞行高度  $1.0 \sim 1.5\text{ m}$ , 航向重叠度与旁向重叠度分别为 60% 和 70%。试验期间共采集无人机图像 2 565 张。整个试验田的布局通过无人机在距地面 20 m 高处拍摄图像后采用 DJI Terra 软件进行拼接, 图 1a 中的 6 个矩形小区域为因夏季台风引起部分区域的水稻倒伏, 未纳入模型数据集。

为确保样本数量充足, 增加样本的多样性, 使训练出来的模型具有良好的泛化能力, 本研究在将标注区域分割成小尺寸图像 ( $\leq 1\,240 \times 1\,240$  像素) 的基础上, 将小尺寸图像进行旋转、缩放、平移、剪切和改变对比度操作的随机组合处理。最后, 经数据清洗, 去除分辨率过低的图像后, 图像数量扩充至 54 244 张 (图 1b)。

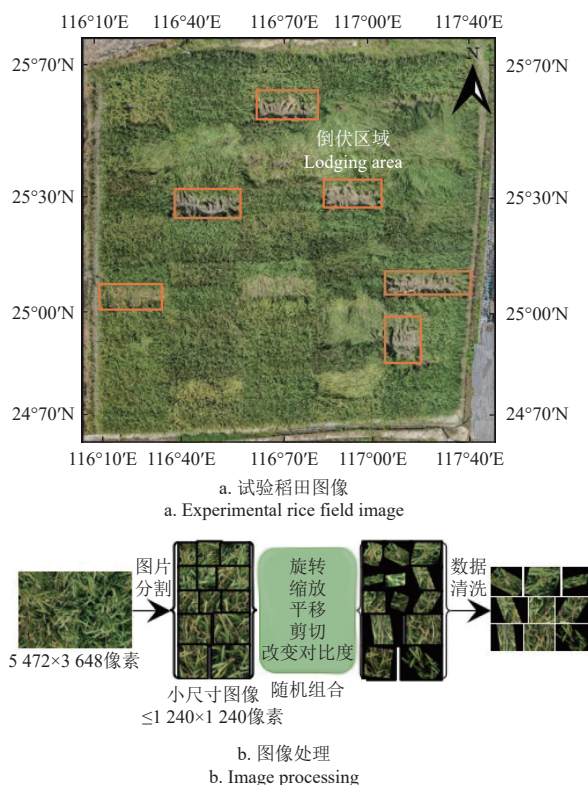


图 1 无人机遥感图像获取与预处理

Fig.1 Unmanned aerial vehicle (UAV) remote sensing image acquisition and preprocessing

### 1.4 穗颈瘟检测模型构建

#### 1.4.1 YOLOv7\_Neckblast 模型总体架构

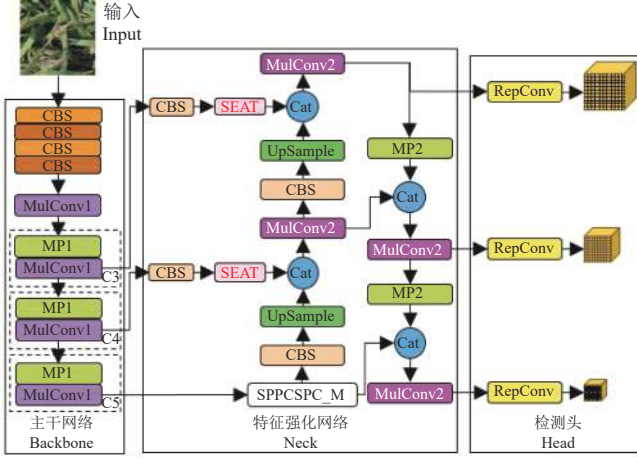
为实现穗颈瘟的定位及等级量化分析, 本研究分别使用 YOLOv7、FCOS (fully convolutional one-stage object detection) 和 RetinaNet 模型在无人机遥感图像中

对穗颈瘟进行检测和定位。FCOS 采用全卷积结构, 实现了端到端的训练和推理过程, 且其不依赖预定义的边界框, 而是通过密集预测的方式实现目标的检测和定位, 避免了与边界框相关的所有超参数, 但 FCOS 会在每个位置上生成大量的候选框, 计算复杂度较高, 且因不依赖于边界框而导致目标检测结果不稳定<sup>[29]</sup>。RetinaNet 引入焦点损失函数 (focal loss), 增大了正样本的权重, 减小了负样本的权重, 解决了目标分类的不平衡问题, 并利用特征金字塔网络实现了多尺度的目标检测, 但存在计算资源需求较大的问题, 且对遮挡物体和小目标的检测性能相对较低<sup>[30]</sup>。相较于 FCOS 和 RetinaNet, YOLOv7 以扩展的有效层聚合网络为特征集成方法, 提供了更精确的对象识别性能, 并且采用了复合模型缩放方法, 保持了模型的最优结构, 但在复杂场景下, 因没有明确的机制聚焦于关键目标区域, 对形状多样或被遮挡目标的检测能力较弱, 导致检测准确性较低<sup>[31]</sup>。

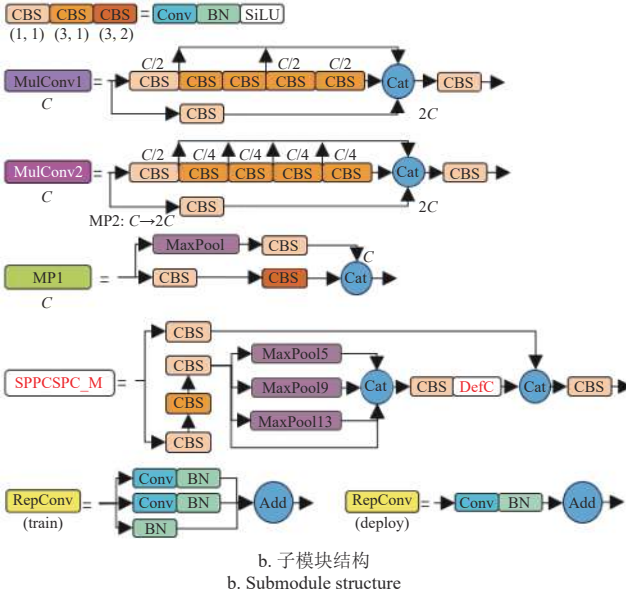
为了有效捕捉穗颈瘟病斑的细节特征, 本研究在 YOLOv7 中引入压缩激励注意力机制 (squeeze-excitation attention) 和可变形卷积 (deformable convolution), 构建 YOLOv7\_Neckblast 模型, 以自适应地调整感受野, 更好地捕捉到形态多样的穗颈瘟细粒度特征, 提高穗颈瘟检测的准确性。YOLOv7\_Neckblast 由输入 (Input)、主干网络 (Backbone)、特征强化网络 (Neck) 和检测头 (Head) 4 部分组成。首先, 图像经预处理操作后进入主干网络进行特征提取, 并返回 3 个特征层。其次, 3 个特征层经特征强化网络进行特征融合, 形成不同尺寸的特征。最后, 融合后的特征经检测头输出预测结果 (图 2a)。

进一步分析图 2b, YOLOv7\_Neckblast 的主干网络 (Backbone) 通过多次卷积和下采样得到 3 个特征层 C3、C4、C5, 用于特征融合, 这些特征层由卷积 (CBS)、多层卷积 1 (MulConv1) 和池化 1 (MP1) 模块组成。其中, CBS 模块包括卷积 (Conv)、批量归一化 (BN) 和激活函数 (SiLU); MulConv1 模块由多个 CBS 构成, 其输出通道数根据输入通道数进行叠加; MP1 模块包括多个 CBS 和最大池化 (MaxPool), 完成下采样操作。特征强化网络 (Neck) 通过多次特征融合实现特征金字塔 (feature pyramid networks) 和路径聚合 (path aggregation network) 操作, 最终输出 P3、P4、P5, 该过程由空间金字塔池化 (SPPCSPC\_M)、CBS、上采样 (UpSample)、多层卷积 2 (MulConv2) 和池化 2 (MP2) 模块构成。其中, SPPCSPC\_M 模块通过多个 CBS 和 MaxPool 对特征层 C5 进行操作, 以增大浅层感受野; UpSample 模块实现上采样功能; 而 MulConv2 与 MulConv1 模块结构类似, 但输出通道数不同; MP2 与 MP1 模块功能相同, 但输出通道数是输入通道数的 2 倍。检测头 (Head) 通过调整通道数和一维卷积操作对经过特征强化网络输出的特征层进行处理, 得到最终的预测结果, 这一过程由重复卷积 (RepConv) 模块构成。RepConv 模块分为训练 (train) 和推理 (deploy) 2 种结

构。train 结构通过 3 个分支提升性能，并将 3 个分支结果相加；deploy 结构通过重新参数化的结构加快推理速度。



a. YOLOv7\_Neckblast模型总体结构  
a. Overall structure of YOLOv7\_Neckblast model



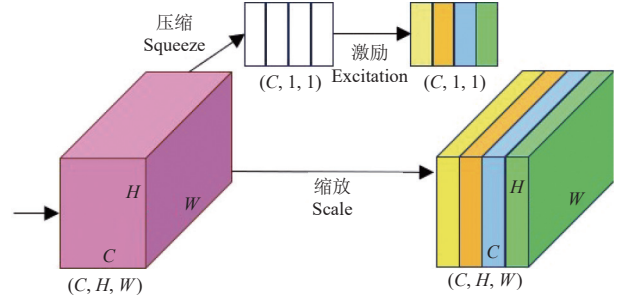
b. 子模块结构  
b. Submodule structure

注：SEAT 为压缩激励注意力机制；DefC 为可变形卷积模块；C 为通道数；cat 为连接特征；add 为叠加结果。  
Note: SEAT stands for spatial excitation and channel attention module; DefC stands for deformable convolution module; C represents the number of channels; cat denotes the concatenation of features; add refers to the summation of results.

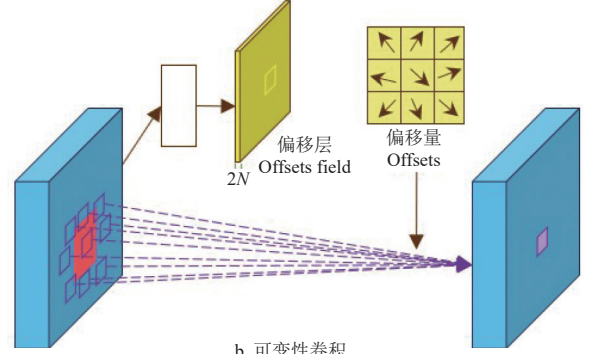
图 2 YOLOv7\_Neckblast 模型架构  
Fig.2 YOLOv7\_Neckblast model structure

#### 1.4.2 穗颈瘟特征增强检测模块

为更好地捕捉穗颈瘟的形态特征，在卷积层后引入压缩激励注意力机制，其关键在于压缩（Squeeze）和激励（Excitation）2 个阶段。在压缩阶段，利用全局平均池化将特征图降维为一个全局特征向量，可有效提取到穗颈瘟的全局信息；在激励阶段，通过全连接层对全局特征向量进行非线性变换，生成一个权重向量，用于加权特征图中的各个通道。因此，通过压缩激励注意力机制，模型能够更集中地关注对穗颈瘟形态特征具有重要贡献的通道，从而提升检测性能（图 3a）<sup>[32]</sup>。



a. 压缩激励注意力机制  
a. Squeeze-and-excitation attention mechanism



b. 可变形卷积  
b. Deformable convolution

注：H, W 分别为特征图的高和宽，2N 为生成的通道维度。  
Note: H, W respectively represent the number of height and width of the feature map. 2N is the dimension of the generation channel.

图 3 增强特征检测模块  
Fig.3 Enhance feature detection module

此外，使用可变形卷积替换 SPPCSPC 模块中最后一个  $3 \times 1$  的卷积核，传统的固定卷积核无法有效捕获病害区域的细粒度特征，而可变形卷积能够更加灵活地获取到一些不规则的穗颈瘟病斑或被遮挡的病害区域在图像中的偏移量（offsets）信息，并根据这些偏移量做发散采样，使模型能够更好地检测病害区域的细粒度特征（图 3b）。因在平面上做偏移，因此偏移层（offset field）是  $2N$ ，即表示  $x$  和  $y$  方向的偏移，可变形卷积的计算如式（1）所示<sup>[33]</sup>。

$$y(P_0) = \sum_{P_n \in R} X(P_0 + P_n + \Delta P_n) \times W(P_n) \quad (1)$$

式中  $y(P_0)$  为输出特征图中位置  $P_0$  处的像素值， $P_0$  为输出特征图上的像素坐标， $P_n$  为输入特征图上的像素坐标， $\Delta P_n$  为偏移量， $P_0 + P_n + \Delta P_n$  为新的坐标， $X(P_0 + P_n + \Delta P_n)$  表示输入特征图中位置  $P_0 + P_n + \Delta P_n$  处的像素值， $W(P_n)$  表示卷积核相对于  $P_0 + P_n + \Delta P_n$  位置像素的权重值。

#### 1.4.3 模型性能评价指标

该研究的总体思路如图 4 所示，在获取 2 565 张穗颈瘟图像的基础上，进一步进行数据增强操作，图像数量增至 56 244 张（ $\leq 1\,240 \times 1\,240$  像素），构成穗颈瘟图像数据集。按照 8:1:1 的比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集，然后输入 YOLOv7\_Neckblast，输出发病穗数、穗颈瘟发病率、发病等级和评估的抗性等级。以精确度（P）（式（2））、召回率（R）（式（3））、F1 值（ $F_1$ ）（式（4））、损失值（loss）、交并比阈值



为 0.5 时的平均精度均值 (mAP)、浮点计算数、参数两大和模型大小作为模型的性能指标。精确度衡量模型正确区分非穗颈瘟区域的能力, 较高的精确度表示模型能更有效地将非病害区域与病害区域区分开来。召回率衡量模型检测正确检测穗颈瘟区域的能力, 较高的召回率表示模型能够更全面地检测出患病区域。F1 值综合考虑精确率和召回率之间的平衡, F1 值越高, 表明穗颈瘟检测模型的性能越稳健。损失值衡量模型预测结果与真实标签之间的差异程度, 较低损失值表示模型在训练数据上的拟合程度较好。平均精度均值是模型对于所有穗颈瘟等级的检测精度的平均值, 用于衡量模型检测穗颈瘟的综合性能。

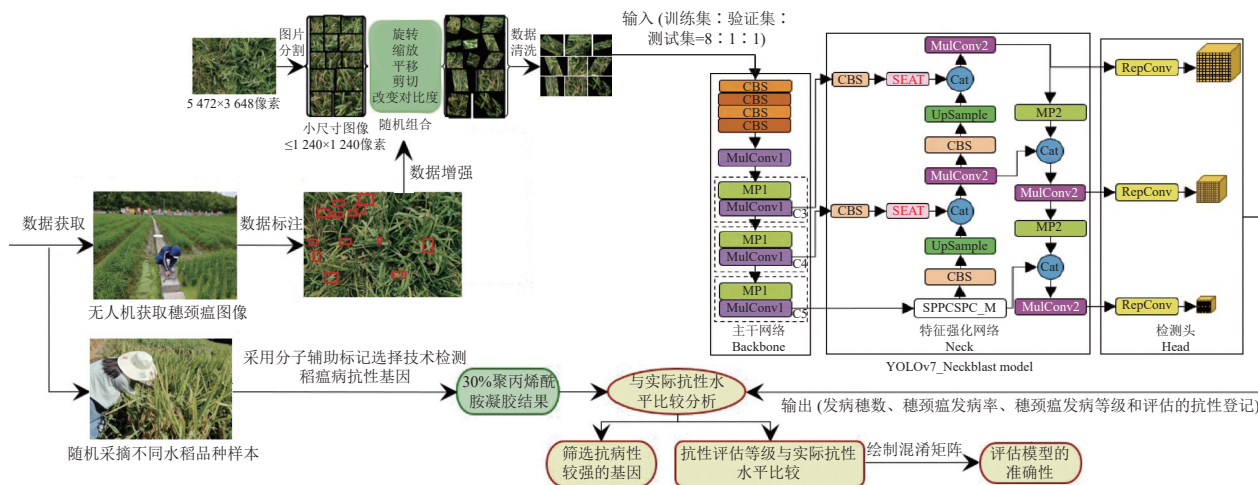


图 4 基于无人机遥感图像的穗颈瘟抗性快速评估流程

Fig.4 Rapid assessment process of neck blast resistance based on UAV remote sensing image

## 2 结果与分析

### 2.1 不同品种稻瘟病抗性基因的表现

表 2 列举了由分子辅助标记选择技术检测得到的 *Pib*、*Pita*、*Pi2*、*Pi9*、*Pi5*、*Pi54*、*Pi25* 和 *Pit* 共 8 个稻瘟病抗性基因在 15 个水稻品种中的分布情况及其由专业育种专家调查判定的抗性水平。分析不同水稻品种携带抗性基因的数量发现, 有 4 个品种携带 3 个抗性基因, 占比 26.67%; 有 5 个品种携带 4 个抗性基因, 占比 33.33%; 其余 6 个品种携带了 5 个抗性基因, 占比 40%, 表明不同水稻品种携带抗性基因的数量存在多样性, 但不同抗性基因对稻瘟病的抗性表现不同。其中, 携带 3~5 个抗性基因的品种中分别有 25%、60% 和 50% 表现为 R 和 MR 的抗性等级, 表明不同抗性基因对提升水稻抗病性频率的贡献表现出明显差异。

进一步由图 5 可知, 携带 *Pit* 基因的有 2 个水稻品种, 表现为 R 和 MR 的频率为 100.00%。携带 *Pib* 基因的有 7 个水稻品种, 表现为 R 和 MR 的频率为 57.14%。携带 *Pita*、*Pi25*、*Pi5*、*Pi9*、*Pi2* 和 *Pi54* 基因的分别有 10、11、10、5、8 和 8 个水稻品种, 表现为 R 和 MR 的频率为 50.00%、45.45%、40.00%、40.00%、37.50% 和 37.5%。由此可知, 携带 *Pita*、*Pi25*、*Pi5*、*Pi9*、*Pi2* 和 *Pi54* 基因的水稻品种的抗病性表现较弱, 而携带 *Pit* 和

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (3)$$

$$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{P} + \frac{1}{R}} \quad (4)$$

式中 TP、TN、FP 和 FN 分别表示表示模型正确地将正样本预测为正样本的数量、将负样本预测为负样本的数量、错误地将负样本预测为正样本的数量和将正样本预测为负样本的数量。最后, 绘制混淆矩阵, 将 YOLOv7\_Neckblast 得到的抗性评估等级与育种专家获取的实际抗性水平作比较, 验证模型对穗颈瘟抗性评估的准确性。

*Pib* 基因的水稻品种的抗病性表现较强, 在水稻抗性育种中具有较高的利用价值, 对抗性育种贡献大小依次是 *Pit* 和 *Pib* 基因<sup>[28]</sup>。

表 2 稻瘟病抗性基因的分布情况

Table 2 The distribution of rice blast resistance genes

品种 Variety	抗性等级 Resistance level	稻瘟病抗性基因 Resistant genes against rice blast disease
禾两优 676	MR	<i>Pib</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi54</i>
福兴优名占	R	<i>Pita</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi25</i> + <i>Pit</i>
福兴优臻占	R	<i>Pita</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi25</i> + <i>Pit</i>
创源 151	MS	<i>Pib</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi5</i>
18 优华占	R	<i>Pib</i> + <i>Pita</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi54</i>
糯两优 12	MS	<i>Pib</i> + <i>Pita</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi54</i> + <i>Pi25</i>
福香占	MS	<i>Pib</i> + <i>Pi9</i> + <i>Pi54</i>
22E123 粤红 3 号	R	<i>Pib</i> + <i>Pita</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi54</i> + <i>Pi25</i>
22E61 东联红 2 号	MR	<i>Pib</i> + <i>Pi9</i> + <i>Pi54</i> + <i>Pi25</i>
广 8 优红	S	<i>Pita</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi54</i> + <i>Pi25</i>
22E7419 香	HS	<i>Pib</i> + <i>Pita</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi54</i> + <i>Pi25</i>
紫两优 3191	R	<i>Pita</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi9</i> + <i>Pi25</i>
特黑糯 945	MS	<i>Pita</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi25</i>
泉珍 12 号	HS	<i>Pita</i> + <i>Pi2</i> + <i>Pi9</i> + <i>Pi25</i>
闽糯 6 优 6 号	S	<i>Pi9</i> + <i>Pi5</i> + <i>Pi25</i>

注: 抗性等级由专业育种家判定得到, 表示不同水稻品种的实际抗性水平。其中, R 为抗、MR 为中抗、MS 为中感、S 为感、HS 为高感。抗性基因在不同品种中的分布情况由分子辅助标记选择技术检测得到。

Note: The resistance level is obtained by professional breeders, which means the actual resistance level of different rice varieties. Among them, grade R is resistant, MR is moderately resistant, MS is moderately sensitive, S is sensitive, and HS is highly sensitive. The distribution of resistance genes in different varieties was detected by molecular assisted marker selection technology.

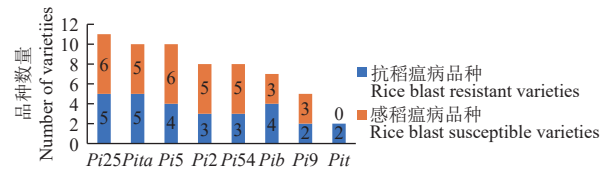


图 5 稻瘟病抗性基因的抗病性表现

Fig.5 Disease resistance performance of rice blast disease resistance genes

2.2 YOLOv7\_Neckblast 模型运行结果分析

分别用红色、黄色、绿色、蓝色和紫色方框对 1、3、5、7 和 9 级穗颈瘟的位置区分标记，由图 6 可知，YOLOv7\_Neckblast 模型识别穗颈瘟的总体准确率在 60% 以上。YOLOv7\_Neckblast 能准确识别出具有明显灰褐色病斑的穗颈瘟区域，例如，在检测 3 级穗颈瘟时，因病斑较小，患病区域大小不到稻穗的 10%，模型的识别准确率为 60%，而当穗颈瘟为 5 级时，病斑变大，4 个水稻品种的患病区域在图像中明显可见，与健康区域形成鲜明对比，因此模型的识别准确率提升至 68%。此外，当穗颈瘟形态不规则或部分被水稻叶片遮挡时，该模型仍能捕捉到其细粒度特征，例如，当穗颈瘟为 9 级时，因染病程度最严重，与健康的或轻度染病的水稻相比，其稻穗呈现小而枯萎的状态，易被稻叶掩盖，但模型识别 9 级穗颈瘟的准确率在 80% 以上，实现了对形态多样和被遮蔽的穗颈瘟的有效检测。

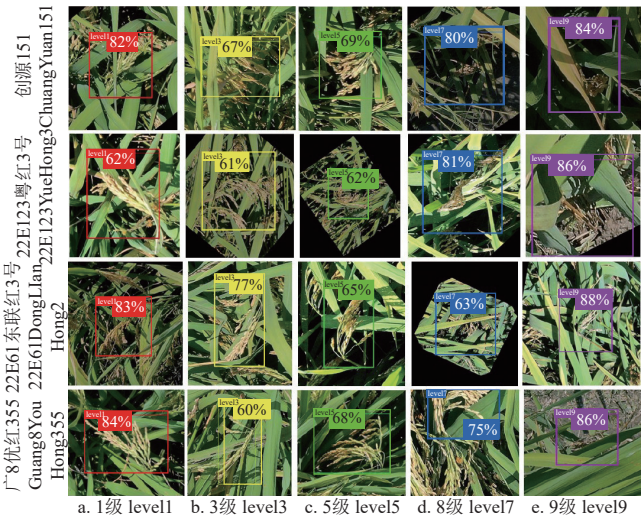


图 6 YOLOv7\_Neckblast 模型检测结果示例

Fig.6 Example of YOLOv7\_Neckblast model detection results

根据 YOLOv7\_Neckblast 对不同品种穗颈瘟的发病穗数和病害等级的检测结果，结合《水稻品种试验稻瘟病抗性鉴定与评价技术规程》计算出穗颈瘟的发病率和穗颈瘟病级，进而得到水稻品种的抗性等级<sup>[21]</sup>。由表 3 可知，有 4 个水稻品种（福兴优名占、18 优华占、22E123 粤红 3 号和紫两优 3191）表现为抗性，4 个品种（禾两优 676、福兴优臻占、创源 151 和 22E61 东联红 2 号）表现为中抗性，3 个品种（糯两优 12、福香占和特黑糯 945）表现为中感性，2 个品种（广 8 优红 35 和闽糯 6 优 6 号）表现为感性，2 个品种（22E7419 香和泉

珍 12 号）表现为高感性。穗颈瘟发病率与不同穗颈瘟等级的分布存在一定的相关性，发病率越高，不同穗颈瘟等级的分布也越广泛。例如，品种 22E7419 香和泉珍 12 号的发病率在 50% 以上，在 1 级至 9 级的穗颈瘟均有发病情况，且发病数量较多，受穗颈瘟感染较严重，导致抗性水平表现为高感性；相反，品种福兴优名占和紫两优 3191 的发病率在 5% 以下，因此存在 3 个穗颈瘟等级的缺失分布，且剩余 2 个穗颈瘟等级的发病数量较少，受穗颈瘟感染程度较轻，最终表现为抗性。

表 3 YOLOv7\_Neckblast 模型对穗颈瘟抗性评估结果

Table 3 Evaluation results of resistance to neck blast using YOLOv7-Neckblast model

品种 Variety	数量 Quantity					穗颈瘟 发病率 Incidence rate of neck blast/%	穗颈瘟 病级 Neck blast disease severity	抗性 等级 Resistance level
	1 级 Level 1	3 级 Level 3	5 级 Level 5	7 级 Level 7	9 级 Level 9			
禾两优	0	0	0	1	5	6	3	MR
福兴优 名占	0	0	0	1	3	4	1	R
福兴优 臻占	1	0	1	2	2	6	3	MR
创源 151	2	1	1	3	3	10	3	MR
18 优华 占	1	0	0	1	2	4	1	R
糯两优 12	5	3	1	2	1	12	5	MS
福香占	6	4	2	1	0	13	5	MS
22E123 粤红 3 号	2	1	1	1	0	5	1	R
22E61 东联红 2 号	3	1	2	1	2	9	3	MR
广 8 优 红 355	6	6	4	5	6	27	7	S
22E741 9 香	14	16	13	20	16	79	9	HS
紫两优 3191	0	0	2	1	0	4	1	R
特黑糯 945	1	7	9	7	1	25	5	MS
泉珍 12 号	10	11	14	11	8	54	9	HS
闽糯 6 优 6 号	3	4	4	5	13	29	7	S

为验证 YOLOv7\_NeckBlast 模型在穗颈瘟检测任务上的有效性，本文将其与原始的 YOLOv7、FCOS 以及 RetinaNet 模型进行对比。在相同的训练条件下（图 7a），YOLOv7\_Neckblast 和 YOLOv7 相较于 FCOS 和 RetinaNet 模型的训练过程相对稳定，且在损失值方面表现相似，YOLOv7\_Neckblast 损失值稳定在 0.019 左右，YOLOv7 在 0.020 左右，而 FCOS 损失值稳定在 0.271 左右，RetinaNet 则在 0.048 左右。

此外，在 250 个训练周期内，每迭代 10 次记录并输出 1 次 mAP 值（图 7b）。在训练的前 70 次迭代内，模型尚未充分学习到穗颈瘟的特征，mAP 曲线呈现小幅下降或波动，随着训练的进行，模型逐渐学习到穗颈瘟的特征，mAP 值逐渐提高，曲线呈上升趋势并趋于稳定。进一步分析表 4 可以发现，RetinaNet 的精确度比



YOLOv7\_Neckblast 高了 2 个百分点, 但浮点计算数比 YOLOv7\_Neckblast 多了 64 G, 除此以外, YOLOv7\_Neckblast 的召回率和 F1 值均高于其他 3 个模型, 且分别高了至少 4.0 和 4.0 个百分点。在交并比阈值为 0.5 时, YOLOv7、FCOS、RetinaNet 和 YOLOv7\_Neckblast 模型的平均精度均值分别为 62.4%、60.0%、60.6%, 和 66.4%, 且 YOLOv7\_Neckblast 比其他三个模型分别高了 4.0、6.4 和 5.8 个百分点。上述结果表明引入压缩激励注意力机制和可变形卷积后, YOLOv7\_Neckblast 模型在提升对病害区域的关注度的同时, 通过动态调整采样网格, 能获取到不规则的病斑以及被遮挡的患病区域在图像中的偏移量信息和不同穗颈瘟等级的细粒度特征, 二者结合从而提高了模型检测的整体准确率。综上所述, 改进后的 YOLOv7\_Neckblast 模型在穗颈瘟检测任务中展现出突出的性能优势, 为稻瘟病的监测和防治提供了更可靠的工具和方法。

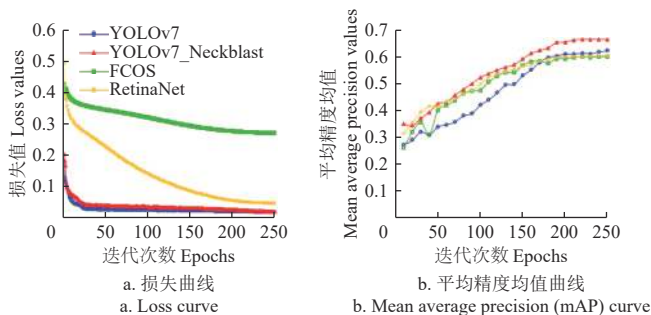


图 7 损失值与平均精度均值对比图

Fig.7 Comparison chart of loss and mAP values

表 4 不同模型的性能比较

Table 4 Performance comparison of different models

模型 Models	mAP0.5/%	精确度 Precision	召回率 Recall	F1 值 F1 score	FLOPs/ G	参数量/ Parameters/ M	模型大小 Model size/MB
YOLOv7	62.40	0.64	0.71	0.67	106.47	37.62	142.35
YOLOv7_Neckblast	66.40	0.68	0.75	0.71	106.54	37.71	142.70
FCOS	60.00	0.65	0.67	0.66	161.88	32.16	122.88
RetinaNet	60.60	0.70	0.53	0.59	170.09	37.97	139.23

注: mAP0.5 为阈值为 0.5 时的平均精度均值, FLOPs 为浮点计算数。

Note: mAP0.5 is the mean average precision at a threshold of 0.5, and FLOPs is floating-point operations per second.

### 2.3 评价效果分析

通过绘制混淆矩阵 (图 8), 将无人机遥感图像技术结合 YOLOv7\_Neckblast 模型得到的抗性等级结果与水稻品种的实际抗性水平进行比较, 发现有 2 个水稻品种的抗性评估等级与实际抗性水平结果不一致。其中, 品种福兴优臻占被评估为 MR, 但实际抗性水平为 R; 品种创源 151 被评估为 MR, 但实际抗性水平为 MS。原因可能是测试集数据中存在水稻品种或穗颈瘟等级分布不均匀 (测试集中品种福兴优臻占和创源 151 较其他品种的样本数量少, 5 级穗颈瘟较其他穗颈瘟等级的样本数量少), 导致两种方法存在一定的偏差。除上述 2 个品种外, 其他品种的抗性水平均被 YOLOv7\_Neckblast 模型准确评估。YOLOv7\_Neckblast 模型对 15 个水稻品

种抗穗颈瘟水平评估的准确率达到 86.67%, 表明 YOLOv7\_Neckblast 能有效地检测到无人机遥感图像中的穗颈瘟, 并评估不同水稻品种的抗性水平。值得注意的是, 利用无人机遥感技术在水稻穗颈瘟的抗性评估过程中, 仍存在一些影响因素需要考虑。例如, 黄熟期稻穗生长稠密且呈下垂状态, 使得无人机低空采集穗颈瘟数据时出现采集困难的情况。因此, 在设计阶段, 需要合理设计好水稻苗间距, 减少数据采集过程中因稻穗生长稠密产生的影响, 以期获取穗颈瘟的多样性特征, 提升模型检测性能。整体而言, 研究结果可为水稻抗稻瘟病育种提供技术支持。

YOLOv7_Neckblast 评估的抗性	MR	R	MS	S	HS
	50.0% 2	25.0% 1	25.0% 1	0.0% 0	0.0% 0
	0.0% 0	100.0% 4	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0
	0.0% 0	0.0% 0	100.0% 3	0.0% 0	0.0% 0
	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	100.0% 2	0.0% 0
	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	0.0% 0	100.0% 2
育种专家判定的实际抗性					
Actual resistance determined by breeding experts					
	MR	R	MS	S	HS

注: 图中数字表示评估正确与错误的品种数及所占的比例。

Note: The numbers in fig. means the number and proportion of correct and incorrect varieties evaluated.

图 8 抗性等级评估结果与实际抗性水平的比较

Fig.8 Comparison of resistance assessment level evaluated with actual resistance level

## 3 结 论

田间场景下稻瘟病的抗性评估是水稻育种实践中是一个重要环节。为了提高水稻稻瘟病抗性评估的效率, 本文利用无人机低空遥感和人工智能技术, 提出了一种基于改进的 YOLOv7 的水稻穗颈瘟抗性快速评估方法 (YOLOv7\_Neckblast), 主要研究结论如下:

1) 与原始 YOLOv7、FCOS 和 RetinaNet 模型相比, YOLOv7\_Neckblast 的平均精度均值分别提升了 4.0、6.4 和 5.8 个百分点, 召回率和 F1 值分别提高了至少 4.0 和 4.0 个百分点, 且浮点计算数和参数量最低。

2) 与实际抗性水平相比, YOLOv7\_Neckblast 模型评估的抗性等级的平均准确率为 86.67%, 实现了对不同水稻品种抗稻瘟病水平的准确评估。

3) 携带 *Pib* 基因和 *Pit* 基因的水稻品种表现出较强的抗稻瘟病能力, 在水稻抗性育种中具有较高的利用价值, 它们对水稻抗性育种贡献率大小分别为 100.00% 和 57.14%。研究结果可为水稻抗稻瘟病基因型的快速、高通量、无损鉴定提供理论和技术支持。

### [参 考 文 献]

- [1] 刘昕宇, 刘木星, 尹梓屹, 等. 稻瘟病菌与水稻互作早期侵染机制研究进展[J]. 中国科学基金, 2020, 34: 411-422.

- LIU Xinyu, LIU Muxing, YIN Ziyi, et al. How do pathogens achieve infection into host: Insight into the pathogenesis of magnaporthe oryzae[J]. Science Foundation in China, 2020, 34: 411-422. (in Chinese with English abstract)
- [2] 刘明津, 汪文娟, 冯爱卿, 等. 稻瘟病综合防控技术研究进展[J]. 西北农业学报, 2020, 29(9): 1285-1294.
- LIU Mingjin, WANG Wenjuan, FENG Aiqing, et al. Advance of integrated control technology of rice blast[J]. Acta Agriculturae Boreali-occidentalis Sinica, 2020, 29(9): 1285-1294. (in Chinese with English abstract)
- [3] 李珊, 杜春梅. 稻瘟病菌与水稻互作研究进展[J]. 中国农学通报, 2020, 36(24): 125-131.
- LI Shan, DU Chunmei. The interaction between magnaporthe oryzae and rice: Research progress[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2020, 36(24): 125-131. (in Chinese with English abstract)
- [4] CHEN W, LIN Y, NG F, et al. RiceTalk: Rice blast detection using internet of things and artificial intelligence technologies[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 7(2): 1001-1010.
- [5] ZHANG J, FENG X, WU Q, et al. Rice bacterial blight resistant cultivar selection based on visible/near-infrared spectrum and deep learning[J]. Plant Methods, 2022, 18(1): 49.
- [6] FENG J, ZHANG S, ZHAI Z, et al. DC2Net: An asian soybean rust detection model based on hyperspectral imaging and deep learning[J]. Plant Phenomics. 2024, 6: 0163.
- [7] ZHANG G, XU T, TIAN Y, et al. Classification of rice leaf blast severity using hyperspectral imaging[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 19757.
- [8] SHAHI T B, XU C Y, NEUPANE A, et al. Recent advances in crop disease detection using uav and deep learning techniques[J]. Remote Sensing, 2023, 15(9): 2450.
- [9] DUARTE-CARVAJALINO J M, ALZATE D F, RAMIREZ A A, et al. Evaluating late blight severity in potato crops using unmanned aerial vehicles and machine learning algorithms[J]. Remote Sensing, 2018, 10(10): 1513.
- [10] 张瑞瑞, 夏浪, 陈立平, 等. 基于 U-Net 网络和无人机影像的松材线虫病变色木识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 61-68.
- ZHANG Ruirui, XIA Lang, CHEN Liping, et al. Recognition of wilt wood caused by pine wilt nematode based on U-Net network and unmanned aerial vehicle images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(12): 61-68. (in Chinese with English abstract)
- [11] DANG L, WANG H, LI Y, et al. Fusarium wilt of radish detection using rgb and near infrared images from unmanned aerial vehicles[J]. Remote Sensing, 2020, 12(17): 2863.
- [12] GÖRLICH F, MARKS E, MAHLEIN A K, et al. UAV-based classification of cercospora leaf spot using rgb images[J]. Drones, 2021, 5(2): 34.
- [13] 赵晋陵, 金玉, 叶回春, 等. 基于无人机多光谱影像的槟榔黄化病遥感监测[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 54-61.
- ZHAO Jinling, JIN Yu, YE Huichun, et al. Remote sensing monitoring of areca yellow leaf disease based on UAV multi-spectral images[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2020, 36(8): 54-61. (in Chinese with English abstract)
- [14] 苏宝峰, 刘砥柱, 陈启帆, 等. 基于时间序列植被指数的小麦条锈病抗性等级鉴定方法[J]. 农业工程学报, 2024, 40(4): 155-165.
- SU Baofeng, LIU Dizhu, CHEN Qifan, et al. Method for the identification of wheat stripe rust resistance grade using time series vegetation index[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(4): 155-165. (in Chinese with English abstract)
- [15] BAI X, FANG H, HE Y, et al. Dynamic UAV phenotyping for rice disease resistance analysis based on multisource data[J]. Plant Phenomics, 2023, 5: 0019.
- [16] GU C, CHENG T, CAI N, et al. Assessing narrow brown leaf spot severity and fungicide efficacy in rice using low altitude uav imaging[J]. Ecological Informatics, 2023, 77: 102208.
- [17] BAYDIN A G, PEARLMUTTER B A, RADUL A A, et al. Automatic differentiation in machine learning: A survey[J]. Journal of machine learning research, 2018, 18(153): 1-43.
- [18] MARTINS CRISPI G, VALENTE D S M, QUEIROZ D M D, et al. Using deep neural networks to evaluate leafminer fly attacks on tomato plants[J]. AgriEngineering, 2023, 5(1): 273-286.
- [19] BUTTE S, VAKANSKI A, DUELLMAN K, et al. Potato crop stress identification in aerial images using deep learning - based object detection[J]. Agronomy Journal, 2021, 113(5): 3991-4002.
- [20] 谢鹏尧, 富昊伟, 唐政, 等. 基于 RGB 图像的冠层尺度水稻叶瘟病斑检测与抗性评估[J]. 浙江大学学报(农业与生命科学版), 2021, 47(4): 415-428.
- XIE Pengyao, FU Haowei, TANG Zheng, et al. RGB imaging-based detection of rice leaf blast spot and resistance evaluation at the canopy scale[J]. Journal of Zhejiang University (Agriculture and Life Sciences), 2021, 47(4): 415-428. (in Chinese with English abstract)
- [21] 中华人民共和国农业部. 水稻品种试验稻瘟病抗性鉴定与评价技术规程: NY/T2646—2014[S]. 北京: 中国标准出版社, 2014.
- [22] 潘争艳, 邱福林, 吕桂兰, 等. 辽宁省粳稻品种稻瘟病抗性基因分析[J]. 中国水稻科学, 2019, 33(3): 241-248.
- PAN Zhengyan, QIU Fulin, LÜ Guilan, et al. Analysis of rice blast resistance genes in japonica rice varieties in Liaoning province[J]. Chinese Journal of Rice Science, 2019, 33(3): 241-248. (in Chinese with English abstract)
- [23] TIAN D, CHEN Z, CHEN Z, et al. Allele-specific marker-based assessment revealed that the rice blast resistance genes Pi2 and Pi9 have not been widely deployed in Chinese indica rice cultivars[J]. Rice, 2016, 9: 1-11.
- [24] YI G, LEE S K, HONG Y K, et al. Use of Pi5 (t) markers in marker-assisted selection to screen for cultivars with resistance to Magnaporthe grisea[J]. Theoretical and Applied Genetics,



- 2004, 109: 978-985.
- [25] RAMKUMAR G, SRINIVASARAO K, MOHAN K M, et al. Development and validation of functional marker targeting an InDel in the major rice blast disease resistance gene Pi54 (Pik h) [J]. *Molecular breeding*, 2011, 27: 129-135.
- [26] 黄卫衡, 黄志远, 唐丽, 等. 抗稻瘟病 *Pid3/Pid3-A4* 基因特异 InDel 分子标记开发与应用 [J]. 杂交水稻, 2020, 35(2): 68-74.  
HUANG Weiheng, HUANG Zhiyuan, TANG Li, et al. Development and application of specific Indel markers for rice blast resistance genes *Pid3/Pid3-A4* [J]. *Hybrid Rice*, 2020, 35(2): 68-74. (in Chinese with English abstract)
- [27] HAYASHI K, YOSHIDA H. Refunctionalization of the ancient rice blast disease resistance gene Pit by the recruitment of a retrotransposon as a promoter [J]. *The Plant Journal*, 2009, 57(3): 413-425.
- [28] 陈睿, 陈子强, 凌波, 等. 华南籼稻骨干亲本稻瘟病基因检测与抗性评价 [J]. 植物遗传资源学报, 2024, 25(3): 386-398.  
CHEN Rui, CHEN Ziqiang, LING Bo, et al. Detection and evaluation of blast resistance genes in backbone indica rice parents from south China [J]. *Journal of Plant Genetic Resources*, 2024, 25(3): 386-398. (in Chinese with English abstract)
- [29] TIAN Z, SHEN C, CHEN H, et al. FCOS: A simple and strong anchor-free object detector [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 44(4): 1922-1933.
- [30] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy, 2017: 2980-2988.
- [31] GALLO I, REHMAN A U, DEHKORDI R H, et al. Deep object detection of crop weeds: Performance of YOLOv7 on a real case dataset from uav images [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(2): 539.
- [32] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Salt Lake City, UT, USA, 2018: 7132-7141.
- [33] DAI J, QI H, XIONG Y, et al. Deformable convolutional networks [C]// *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*. Venice, Italy, 2017: 764-773.

## Rapid evaluation of rice neck blast resistance using low altitude remote sensing of UAV combined with YOLOv7

WENG Haiyong<sup>1,2</sup>, YAO Yue<sup>2</sup>, HUANG Deyao<sup>1</sup>, ZHANG Yuting<sup>3</sup>, CHENG Zuxin<sup>3</sup>, YE Dapeng<sup>1,2</sup>, WU Renye<sup>3\*</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China; 2. School of Future Technology, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China; 3. College of Agriculture, Fujian Agriculture And Forestry University, Fuzhou 350002, China)

**Abstract:** Blast disease has been one of the most serious threats to rice production. However, the conventional evaluation of rice blast resistance cannot fully meet the large-scale production in recent years. In this study, an efficient evaluation was proposed for rice neck blast resistance via combining unmanned aerial vehicle (UAV) low-altitude remote sensing with the YOLOv7 model. 2 565 images of rice neck blast were collected using UAV and then divided into small-sized images ( $\leq 1240 \times 1240$  pixels) in the annotated area. The small-sized images were further subjected to a random combination of five operations, including rotation, scaling, translation, cropping, and changing contrast. The images with low resolution were removed after data cleaning. Finally, the dataset size was expanded with better diversity. The squeeze extinction attention and deformable convolution were introduced into the YOLOv7 model, in order to capture the fine-grain features of the rice neck blast disease spot. YOLOv7\_Neckblast model was established for the rice neck blast detection. The number of affected ears was obtained for 15 rice varieties. The incidence rate was calculated for the disease grade of rice neck blast. Among them, 4, 4, 3, 5, 7, and 9 rice varieties of grades 1, 3, 5, and 7, as well as 9, 2, and 2 were assessed by YOLOv7\_Neckblast, respectively. At the intersection over the union (IoU) threshold of 0.5, the mean average precision (mAP) of YOLOv7\_Neckblast for rice neck blast was 66.4%, which was 4.0, 6.4, and 5.8 percentage points higher than that of the original YOLOv7, FCOS (fully convolutional one-stage object detection), and RetinaNet models, respectively. The recall rate was 75%, which was 4.0, 8.0, and 22.0 percentage points higher than those of the three models, respectively. The F1 score was 71%, which was 4.0, 5.0, and 12.0 percentage points higher than those of the three models, respectively. The training YOLOv7\_Neckblast was relatively stable with the low floating-point operations per second (FLOP) under the same training conditions. The loss values remained stable with about 0.019 and 0.020 at the end of training, which was lower than those of FCOS and RetinaNet models. Furthermore, the molecular-assisted marker selection (MAS) showed that the contribution of the Pit and Pib genes to the resistance to the neck blast was 100.0% and 57.14%, respectively. The rice varieties carrying the Pit and Pib genes also exhibited a stronger resistance to disease. In addition, YOLOv7\_Neckblast achieved an average accuracy of 86.67% in evaluating 15 rice varieties' resistance, compared with the actual resistance level. The low-altitude UAV remote sensing coupled with machine learning can be used to evaluate the resistance to rice neck blast for rice breeding.

**Keywords:** rice; unmanned aerial vehicle; low altitude remote sensing; neck blast; YOLOv7\_Neckblast; resistance evaluation