

小麦赤霉病表型鉴定技术的研究进展与展望

姚佳怡, 田富艺

扬州大学, 江苏 扬州 225000

DOI: 10.61369/TACS.2026060031

摘 要 : 小麦赤霉病是影响产量与品质的关键病害, 其表型鉴定水平直接决定抗病育种效率。本文围绕人工调查、可见光成像与深度学习 (CNN、YOLO、Vision Transformer)、迁移学习与数据增强、多光谱与高光谱、无人机遥感及多源融合方法, 系统梳理赤霉病从接种到成熟期的关键观测指标、采集流程和建模策略, 对比不同技术路线在精度、通量与成本上的差异, 给出病情指数、F1 值、mAP 等常用评价公式, 构建危害规模、方法性能和病程动态的图表达。最后从标准化数据集、跨域自适应、可解释 AI、表型 - 基因组耦合和边缘部署五个方面提出展望, 为赤霉病数字化表型平台建设与抗病育种应用提供参考。

关 键 词 : 小麦赤霉病检测; 高通量表型; 高光谱成像; 卷积神经网络; 农业计算机视觉; YOLO; 无人机遥感

Research Progress and Prospect of Phenotypic Identification Technology for Wheat Fusarium Head Blight

Yao Jiayi, Tian Fuyi

Yangzhou University, Yangzhou, Jiangsu 225000

Abstract : Wheat fusarium head blight (FHB) is a critical disease restricting wheat yield and quality, and its phenotypic identification level directly determines the efficiency of disease-resistant breeding. Focusing on manual investigation, visible light imaging, deep learning algorithms including CNN and YOLO as well as Vision Transformer, transfer learning and data augmentation, multispectral and hyperspectral technology, UAV remote sensing and multi-source fusion methods, this paper systematically summarizes the key observation indicators, collection procedures and modeling strategies of wheat FHB from inoculation to mature stage. It compares the differences of different technical routes in accuracy, throughput and cost, and lists commonly used evaluation indicators such as disease index, F1-score and mAP, realizing the visualized expression of hazard scale, method performance and disease progression dynamics. Finally, prospects are proposed from five aspects: standardized datasets, cross-domain adaptation, explainable artificial intelligence, phenotype-genome coupling and edge deployment, so as to provide references for the construction of digital phenotyping platforms and the application of disease-resistant breeding of wheat fusarium head blight.

Keywords : wheat fusarium head blight detection; high-throughput phenotyping; hyperspectral imaging; convolutional neural network; agricultural computer vision; YOLO; UAV remote sensing

一、引言

(一) 问题背景

赤霉病 (Fusarium head blight, FHB) 是全球小麦生产中最重要穗部病害之一, 除引起减产外, 还导致脱氧雪腐镰刀菌烯醇 (DON) 等真菌毒素污染^[1]。近年来, 赤霉病造成了显著经济损失, 强调了高通量、高一致性表型鉴定技术在抗病育种中的重要作用。

(二) 技术矛盾

基于深度学习的目标检测与语义分割技术在赤霉病识别中取

得显著进展, 但实验室到田间存在性能差距, 根源在于机器学习模型的封闭性与农业场景开放性的矛盾, 模型泛化能力不足^[2]成为技术落地的关键瓶颈。

(三) 本文贡献

与现有植物病理学视角的综述不同, 本文从计算机视觉与机器学习角度, 构建 “数据 - 模型 - 部署” 三层分析框架, 系统剖析数据采集与标注、核心检测算法、多模态融合、跨域适应及系统部署等关键环节, 探讨小样本学习、域适应、边缘计算等前沿方向, 为赤霉病数字化表型鉴定与抗病育种提供技术参考。



图1 "数据 - 模型 - 部署" 三层分析框架

二、常用评价指标与计算公式

（一）病情指数（Disease Index, DI）

赤霉病病情指数常按分级统计计算：

$$DI = \frac{\sum_{i=0}^k (g_i \times n_i)}{g_{\max} \times N} \times 100$$

其中， g_i 为第 i 级病级值， n_i 为对应穗数， $g_{\max}$ 为最高病级， N 为总穗数。

（二）分类模型指标

在病穗识别与病斑分割中，常用精确率、召回率与 F1 值评估模型性能：

$$F1 = \frac{2PR}{P+R}$$

其中， P 为精确率（Precision）， R 为召回率（Recall）。

（三）光谱归一化指数（NDSI）

高光谱研究中常采用归一化差异形式增强病健差异^[3]：

$$NDSI = \frac{R_{\lambda_1} - R_{\lambda_2}}{R_{\lambda_1} + R_{\lambda_2}}$$

其中， $R_{\lambda_1}, R_{\lambda_2}$ 为两个特征波段的反射率。

（四）目标检测与分割指标

在穗部检测任务中，常用平均精度均值（mAP）评估模型在不同 IoU 阈值下的综合检测性能：

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_c AP_c$$

其中， C 为类别数， AP_c 为第 c 类的精度 - 召回曲线下面积^[4]。在病斑分割任务中，交并比（IoU）衡量预测区域与真实区域的重叠程度：

$$IoU = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|}$$

其中， A 为预测分割区域， B 为标注真实区域。IoU 越接近 1，表明分割质量越高。

（五）病程动态指标

为比较不同材料的病程发展速度，常计算病程曲线下面积（AUCPC）：

$$AUCPC = \sum_{i=1}^n \frac{y_i + y_{i+1}}{2} (t_{i+1} - t_i)$$

其中， y_i 为第 i 次观测病害严重度， t_i 为对应时间。AUCPC 越小，表明材料的田间抗性越稳定^[5]。

三、数据采集与标注体系

赤霉病检测模型的性能上限由训练数据质量决定，本章从成像平台、数据集构建、数据增强三方面梳理技术要点。

（一）成像平台演进

早期研究主要使用地面平台，确保图像一致性且通量低。无人机低空遥感已成为野外尺度的主流选择。张等^[6]人融合了 RGB 和热红外特征，实现了群体病害识别。超低空无人机实现病程监测，同时保持毫米级分辨率。当前趋势是“地面 - 低空 - 卫星”多尺度协作。



图2 多尺度成像平台协同示意图

（二）数据集构建

田野数据中发生率呈“长尾分布”，健康样本多，严重样本稀少。这种不平衡导致模型对少数疾病水平的敏感度不足。此外，病变边界模糊导致主观标记差异，引入标记噪声。



图3 不同病穗占比的赤霉病染病小穗

目前主流解决方案为半自动标注：利用预训练模型生成候选框，专家审核修正，可将标注效率提升数倍，但在早期病斑、新品种上适用性有限。

（三）数据增强策略

传统的几何变换（旋转、翻转）增益有限。生成对抗网络（GAN），如 LeafGAN^[7] 可以合成真实的疾病特征，并提升少数族裔群体的识别能力。混合和切割混合通过特征插值增强模型的稳健性。

表1 数据增强策略在赤霉病检测中的对比

策略类型	代表方法	适用场景	优势	局限性
几何变换	随机旋转、翻转 裁剪、颜色抖动	通用样本扩充	实现简单 无额外成本	对赤霉病增益有限 过度变换产生伪样本
GAN合成	LeafGAN 病害图像生成	少数病级类别增强 样本均衡化	合成具真实 病害特征 改善少数类识别	纹理可能失真 受源域多样性限制
混合样本	Mixup / CutMix	病斑边界模糊区域 增强鲁棒性	Mixup: 抗 输入扰动 CutMix: 关 注局部	可能模糊类别边界 依赖区域选择
光谱增强	线性插值 光谱混合模型	高光谱数据增强	符合地物反 射规律 保持光谱连续性	约束设计复杂 破坏可解释性

四、核心检测算法

赤霉病检测技术遵循“分类 - 定位 - 分割”的演进脉络，核心算法聚焦于目标检测与实例分割。

（一）目标检测架构演进

YOLO 系列因具备实时性优势，成为小麦赤霉病田间检测的首选方案，其技术迭代核心始终围绕轻量化优化与小目标检测能力提升展开。YOLO 系列经轻量化与注意力机制优化，适配田间复杂场景。

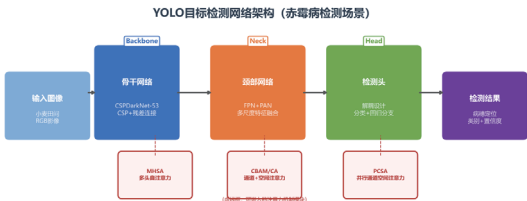


图4 YOLO 目标检测网络架构

表2 主流目标检测模型在赤霉病场景中的适用性对比

模型	核心特点	优势	局限性	赤霉病场景适用性
Faster R-CNN	两阶段检测 RPN+ 分类 回归	定位精度高 小目标检出 好	推理速度慢 难以实时部署	离线精细 分析 高精度病 斑定位
YOLO 系列 (v3-v10)	单阶段端到 端 实时检测	速度快，实 时性强 部署便捷	早期版本 小目标检测 弱	田间实时 监测首选 边缘设备 部署
Mask-RCNN	实例分割 像素级掩膜	病斑精细提 取 支持面积量 化	计算量大 边缘部署困 难	病斑分割 病情指数 量化

SSD	多尺度锚框 特征金字塔	速度较快 多尺度检测	定位精度有 限 背景误检多	中等复杂 度场景 快速初筛
Vision Transformer	全局自注意 力 补丁序列建 模	长距离依赖 模糊边界识 别	数据需求大 计算复杂度 高	模糊病斑 边界识别 混合架构 骨干

表3 YOLO 系列算法的技术演进与农业场景应用

版本	骨干网络改进	颈部网络特征	农业场景应用
YOLOv3	DarkNet-53	FPN 多尺度融合	基础小目标检测能力
YOLOv4	CSPDarkNet-53	SPP+PAN 结构	复杂光照下的特征稳定性
YOLOv5	Focus 切片模块	C3轻量化结构	边缘设备部署友好
YOLOv7	ELAN 高效层聚合	E-ELAN 扩展	捕捉遮挡病斑
YOLOv8	C2f 梯度流优化	双向 PANet	密集种植场景优化
YOLOv10	PCSA 注意力、大核卷积	无 NMS 设计	田间复杂背景鲁棒性提升

（二）实例分割网络

目标检测的矩形边界框含大量背景像素，无法精确提取病斑，实例分割通过像素级掩膜预测，可实现病穗与病斑的精细分离。

Su 等^[8]的双 Mask-RCNN 采用级联结构，先定位穗部再分割病斑，降低优化难度，其拆分的三个评估模块可独立更新，便于育种单位灵活配置。Mask-RCNN 两阶段设计精度高，但边缘设备部署延迟高；YOLACT 等单阶段网络实现实时分割，掩膜精度略低于两阶段方法。

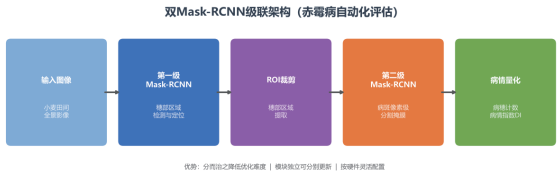


图5 双 Mask-RCNN 级联架构

细粒度定位催生了关键点检测与轮廓回归方法^[9]，可低成本获取病斑形状，对边缘清晰病斑效果较好，但难以刻画褪色过渡型病斑边界。

（三）Transformer 架构与注意力机制

视觉转换器（ViT）通过处理模糊边界并具备全局自我关注，但该模型对训练数据需求量大、计算复杂度高，难以直接适配田间边缘部署场景。当前主流的解决方案是采用混合架构，底层通过卷积网络提取病斑局部特征，高层利用自注意力机制建模全局关联，实现了检测精度与计算效率的双重兼顾。注意力机制的持续优化进一步提升了检测性能，其中 MHSA 注意力机制能够精准聚焦密集植场景下的遮挡病斑，PCSA 注意力机制则可有效提升无人机遥感影像中病斑检测的背景鲁棒性，更好地适配田间复杂检测场景。

五、多模态感知与融合

单一模态难以满足复杂场景需求，多源数据融合成为提升检测稳健性的关键。

（一）高光谱成像的物理基础

赤霉菌侵染会引发叶片生理变化，665-675nm、550nm 波段对侵染最敏感，通过 NDSI 指数^[10]可增强病健差异。高光谱数据存在维度冗余，常用主成分分析、三维卷积或稀疏自编码器实现降维，兼顾特征保留与计算效率。

（二）光谱 - 空间联合与跨模态融合

高光谱的价值在于光谱与空间维度耦合，传统方法割裂二者关联。高光谱与 RGB 融合可提升病健区分度，特征级 / 决策级融合更稳健。

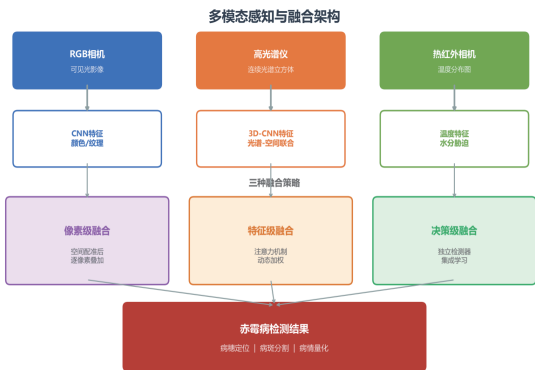


图6 多模态感知与融合架构

表4 多模态数据融合策略对比

融合层级	核心策略	数据要求	优势	局限性	代表性研究
像素级融合	空间配准后逐像素叠加	严格空间配准 分辨率统一	保留最原始物理信息	对配准精度极为敏感	Zhang 等 ^[11]
特征级融合	注意力机制动态加权交互	中等配准要求	自动学习模态互补可引入物理先验	网络设计复杂度高	McConachie 等 ^[12]
决策级融合	独立检测器集成学习综合	最灵活各模态独立	跨年份跨地点泛化能力最强	单模态错误可能传播	—

六、跨域适应与泛化策略

（一）域适应问题的本质

深度学习模型假设的样本同分布在田间与实验室数据间不成立，二者在光照、背景等方面的差异导致源域与目标域特征分布偏移，模型泛化性差。Mahlein^[13]指出模型价值取决于非受控环境下的特征稳定性；实验室与田间的拍摄差异易让模型学习虚假关联，加之生育期、品种差异的域内变异，进一步加剧泛化难度。

（二）迁移学习策略

迁移学习可缓解农业标注数据稀缺问题，Mohanty 等^[14]证实 ImageNet 预训练模型微调即可达较高精度，但域间差异过大会议引发负迁移。Lu 等^[15]表明需调整高层语义特征，赤霉病检测宜采用渐进式迁移：先通用农业数据集微调，再专用数据集适配，最后田间小规模训练，李国强等^[16]证实该策略可缓解域间鸿沟。

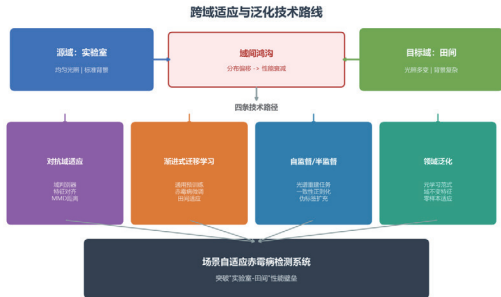


图7 跨域适应与泛化技术路线

七、系统集成与部署

（一）边缘计算适配

高精度模型难以在田间嵌入式设备实时运行，轻量化技术可降载，但过度压缩会影响早期病斑识别。Feng 等^[17]认为硬件与算法复杂度匹配比单纯压缩更实用，知识蒸馏可实现精度与轻量化兼顾。

（二）云 - 边 - 端协同架构

分层协同可解决单一设备难以承载全流程计算的问题。终端设备执行实时采集与初步筛选，边缘节点负责区域级推理与数据聚合，云端完成模型训练的架构模式。

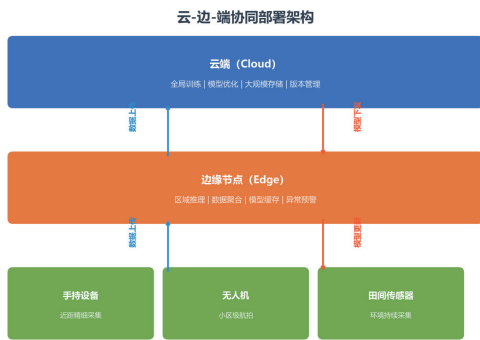


图8 云 - 边 - 端协同部署架构

（三）可解释性与可信度

通过 Grad-CAM^[18]等工具可视化模型关注区域，验证其聚焦病斑而非背景；建立置信度阈值机制，低置信度结果触发人工复核，结合生物学知识提升系统可信度。

八、挑战与展望

（一）数据层面：从实验室中心化向多场景连续覆盖转型

当前主流数据集依赖实验室受控环境，与田间真实场景差异

大，限制模型泛化与性能评估。未来应采集多光照、天气、土壤及生育期的连续样本，构建从实验室到田间的渐进式数据链，同时用主动学习优先标注高价值不确定样本，破解标注效率瓶颈。

（二）算法层面：从静态模型向自适应智能系统演进

现有静态模型难以应对田间环境、品种及病程的动态变化，在线学习可通过增量更新适配本地微环境，领域泛化技术实现“零样本”适应。深化模型可解释性，借助可视化工具衔接模型输出与病理学知识，实现人机协同决策，提升系统可信度与知识互补性。

（三）部署层面：从孤立设备向云-边-端协同生态构建

结合边缘设备算力、能耗限制，采用云-边-端分层协同，云端负责全局训练，边缘节点处理区域推理，终端专注采集筛

选，实现效能最大化。建立统一的数据、标注及接口标准，打破资源共享壁垒，加速技术推广迭代。

九、结语

小麦赤霉病表型鉴定技术的演进，本质是计算机视觉、机器学习与农业场景的深度融合。从数据采集的多尺度协同，到算法的场景化优化，再到系统的工程化部署，核心是实现“实验室精度”与“田间实用性”的平衡。未来通过标准化数据集建设、跨域泛化技术突破及云-边-端协同架构完善，将推动赤霉病检测技术从学术研究走向规模化育种应用，为小麦抗病育种与产量、品质提升提供技术支撑。

参考文献

[1]McMullen M, Bergstrom G, De Wolf E, et al. A unified effort to fight an enemy of wheat and barley: Fusarium head blight[J]. Plant disease, 2012, 96(12): 1712-1728.

[2]Parry D W, Jenkinson P, McLeod L. Fusarium ear blight (scab) in small grain cereals—a review[J]. Plant pathology, 1995, 44(2): 207-238.

[3]Bottalico A, Perrone G. Toxigenic Fusarium species and mycotoxins associated with head blight in small-grain cereals in Europe[J]. European journal of plant pathology, 2002, 108(7): 611-624.

[4]Zhang N, Yang G, Pan Y, et al. A review of advanced technologies and development for hyperspectral-based plant disease detection in the past three decades[J]. Remote Sensing, 2020, 12(19): 3188.

[5]Zhang H, Huang L, Huang W, et al. Detection of wheat Fusarium head blight using UAV-based spectral and image feature fusion[J]. Frontiers in plant science, 2022, 13: 1004427.

[6]Thapa S, Gill H S, Halder J, et al. Integrating genomics, phenomics, and deep learning improves the predictive ability for Fusarium head blight - related traits in winter wheat[J]. The Plant Genome, 2024, 17(3): e20470.

[7]Ackerman A J, Holmes R, Gaskins E, et al. Evaluation of methods for measuring fusarium-damaged kernels of wheat[J]. Agronomy, 2022, 12(2): 532.

[8]Mahlein A K. Plant disease detection by imaging sensors - parallels and specific demands for precision agriculture and plant phenotyping[J]. Plant disease, 2016, 100(2): 241-251.

[9]Singh A, Ganapathysubramanian B, Singh A K, et al. Machine learning for high-throughput stress phenotyping in plants[J]. Trends in plant science, 2016, 21(2): 110-124.

[10] 张正华, 吴宇, 金志琦. 基于 MHSA-YOLOv7 的小麦赤霉病感染率检测 [J]. 无线电工程, 2024, 54(1): 71-77.

[11] 朱文静, 戴世元, 冯展康, 等. 基于茎秆背景剔除优化小麦赤霉病遥感监测精度 [J]. 农业工程学报, 2024, 40(7): 219-229.

[12] 李国强, 贾海燕, 孔忠新, 等. 小麦抗赤霉病的遗传基础与育种应用 [J]. 生命科学, 2025, 37(5): 548-557.

[13] 基于 YOLOv8-FECA 的密集场景下小麦赤霉病孢子目标检测 [J]. 农业工程学报, 2024 (DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.202406149).

[14] 基于堆栈稀疏自编码器的小麦赤霉病高光谱遥感检测 [J]. 作物学报, 2023, 49(10): 2785-2796.

[15]Bao W, et al. Detection of Fusarium head blight in wheat using UAV remote sensing based on parallel channel space attention[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108663. (PCSA-YOLO)

[16]Yin N, et al. ImgR-YOLO: a detection network for wheat Fusarium head blight[J]. International Journal of Remote Sensing, 2025 (in press).

[17]Feng G, et al. Wheat Fusarium Head Blight Automatic Non-Destructive Detection Based on Multi-Scale Imaging: A Technical Perspective[J]. Plants, 2024, 13(13): 1722.

[18]Lin YF, et al. Self-supervised Fusarium Head Blight Detection with Hyperspectral Image and Feature Mining[EB/OL]. arXiv:2409.00395, 2024.