

2026 年第八届全球校园人工智能算法精英大赛

咖啡叶片健康与病害检测的 特征融合优化

算法创新赛答辩 赛题1：算法模型创新

团队名称 GradientX

参赛编号 AIC-2026-82509018

2026.10

目录

目录

Contents

01 项目背景与解决方案

农业巡检场景与检测难点
严格 IoU 下的类别短板

02 模型设计与算法创新

YOLO11n-PWF 网络结构
通道投影与非负归一化加权

03 实验与效果展示

统一训练配置与九组消融
同类模型、分类别与多种子验证
检测样例与结果边界

04 项目应用与未来展望

智慧农咖人工复核与存档
CPU 服务端时延与后续计划



系统研究背景与意义

Research Background and Significance of the System

01

为什么要研究咖啡叶片病害检测？



咖啡产业现状

中国作为咖啡消费和种植新兴大国，种植面积和产量持续增长。咖啡产业凭借其高附加值，已成为部分地区实现乡村振兴的重要经济支柱。



人工检测局限

人工目检依赖经验，难以兼顾时效与覆盖范围。叶片尺度、背景和拍摄距离变化增加判断难度。



技术发展机遇

随着人工智能技术的不断发展，YOLO11n凭借轻量化、检测速度快、精度与效率兼顾等优势，为咖啡叶片病害的快速识别与智能化检测提供了新的技术机遇。

现有检测方法存在哪些问题？



目标尺度多变

远近叶片大小差异明显，
细节信息更易丢失。



背景干扰与遮挡

叶片重叠、光照变化，
增加定位与分类难度。

YOLO11n 基线 • AP50-95

健康叶 74.25%



煤污病 64.69%



总体均值 78.43%

基线类别短板

经实验发现，原YOLO11n对健康
叶、煤污病等类别的检测质量相
对较弱。

前两图为场景示意；右图为验证集 199 张图、3 个随机种子的均值（%）。

A background image featuring a close-up of dark brown coffee beans spilling out of a burlap sack. To the left, there are vibrant green coffee leaves. The overall lighting is soft, creating a warm and natural atmosphere.

解决方案与技术创新

Solutions and Technological Innovation

02

YOLO11n-PWF模型介绍

模型总体方案

YOLO11n-PWF 咖啡叶病害检测流程

输入图像 → 多尺度特征提取 → Neck 加权融合 → 叶片定位与分类

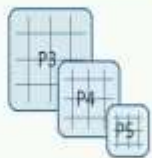
01 输入图像



RGB 咖啡叶图片

02 特征提取

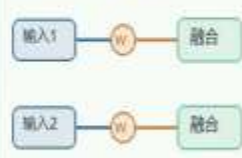
YOLO11n Backbone



提取不同尺度的叶片特征

03 特征融合

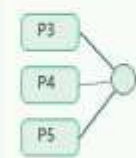
Neck - 两处融合节点



学习各路特征的融合权重

04 目标检测

Detect Head



预测边界框与类别

05 检测结果



尾孢菌叶斑病
置信度 0.93 · 叶片位置框

输入：咖啡叶 RGB 图像

演示样例：验证集图片经 YOLO11n-PWF 推理，不是独立测试集性能结果

00:15

检测流程介绍

1 输入图像

2 特征提取

3 特征融合

4 目标检测

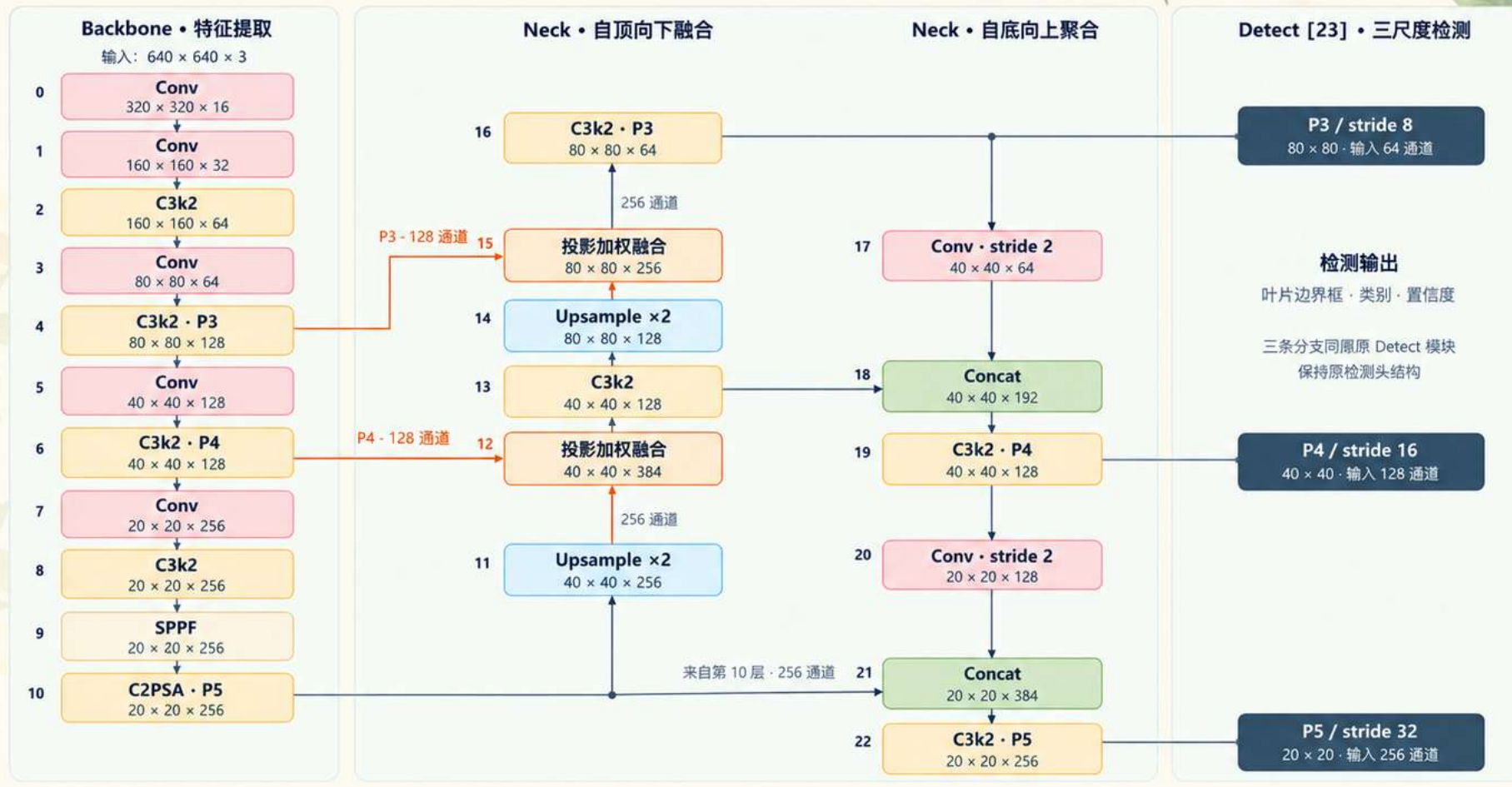
5 检测结果

YOLO11n-PWF 网络结构

YOLO11n-PWF 网络结构

YOLO11n + 投影加权融合 | 640×640 输入 | 5 类目标检测

改动位置: Neck 第 12、15 层
原 Concat $\rightarrow$ 投影 + 归一化加权求和



原模型:

YOLO11n

提取叶片特征 $\rightarrow$ 组合
不同特征 $\rightarrow$ 输出检测
结果

我们的改进:

YOLO11n-PWF

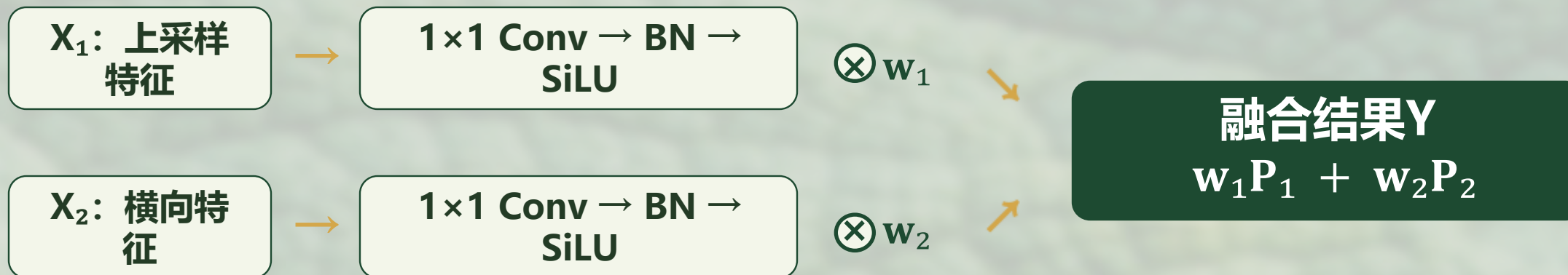
在第12、15层引入
PWF模块, 让模型学
习不同特征的融合比例

改进目标

更合理地结合叶片细
节与整体信息, 提升
检测质量

PWF 投影加权融合

原 Concat: 沿通道拼接, 未显式建模各分支权重



$$w_i = \text{ReLU}(w_i) / (\sum_j \text{ReLU}(w_j) + 10^{-4})$$

训练学习标量权重, 推理时固定; 每支先投影到原 Concat 的总通道数。

核心优势: 让不同层级的特征从简单拼接走向可学习的加权融合, 更合理地结合叶片细节与整体信息。

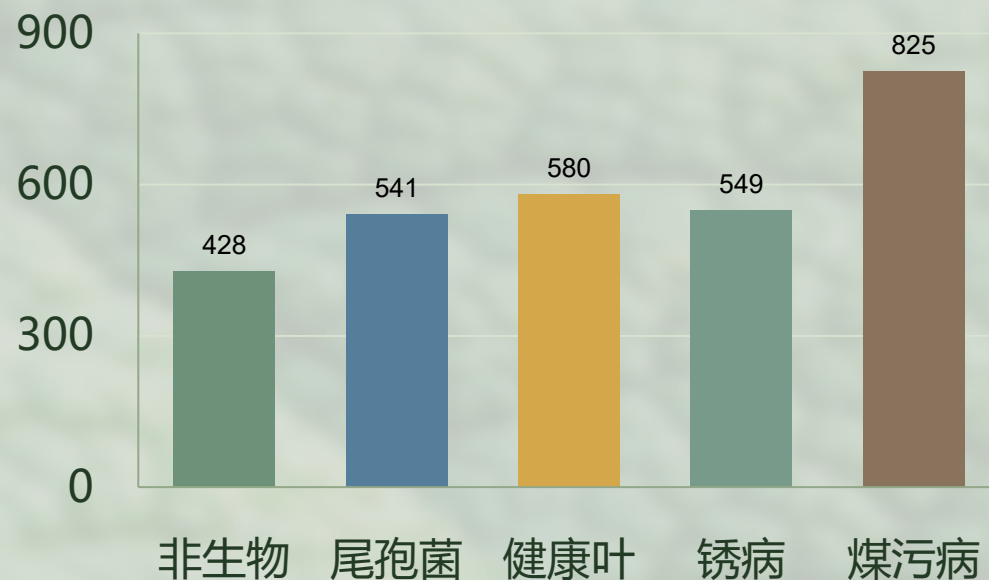
实验与效果展示

Experiments and Results
Demonstration.

03

数据集与统一训练设置

全量数据集 · 五类目标框分布



训练集 1,965

验证集 199

测试集 105

目标框：训练 2,549 · 验证 244 · 测试 130；验证集含 1 张无标注图。

项目	统一设置
输入 / 预算	640×640 / 100轮 / batch16
优化器	AdamW, lr0=0.0011, lrf=0.01
增强	各组一致, 末10轮关闭 Mosaic
复评	best.pt, FP32, conf=0.001
训练设备	RTX 4060 Laptop, 8 GB
软件	PyTorch 2.5.1 / Ultralytics 8.3.163

主指标 mAP50-95;

按 $0.1 \times \text{mAP50} + 0.9 \times \text{mAP50-95}$

选择 best.pt。

训练采用 AMP, 最终评估统一 FP32。

消融实验结果

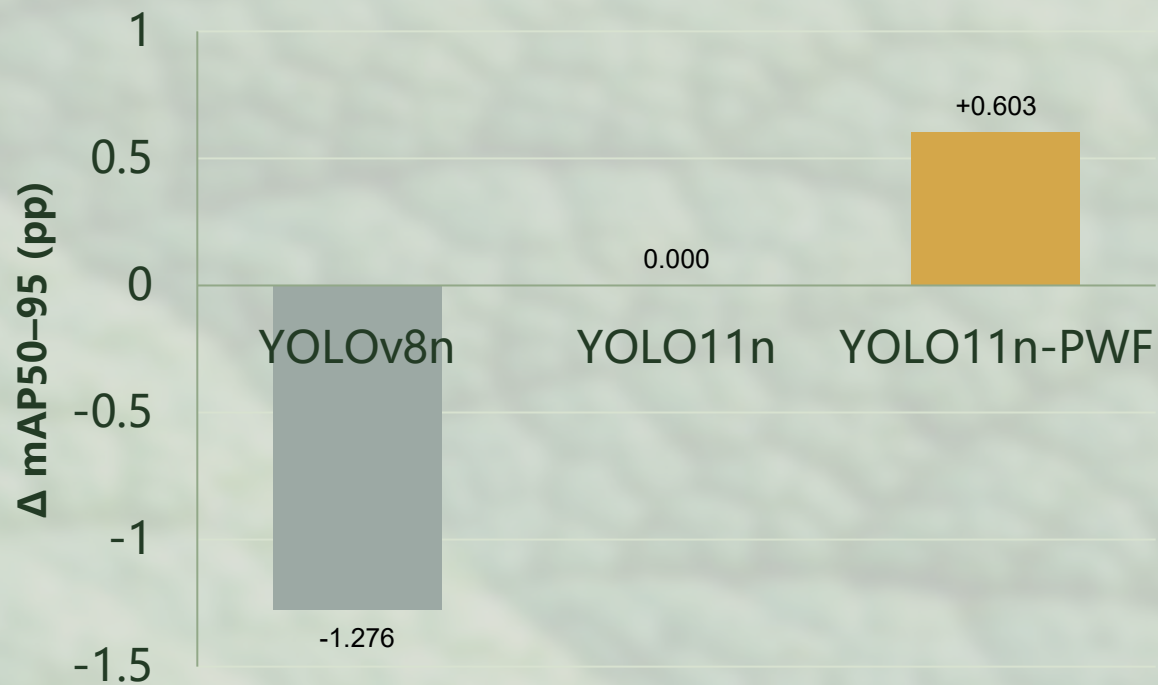
验证集 • seed=0 • 100轮 • best.pt FP32复评

配置	mAP50 (%)	mAP50-95 (%)	Δ (百分点)	参数量
YOLO11n 基线	96.827	78.216	—	2,590,815
+ CA	97.423	78.073	-0.143	2,592,503
+ DySample	97.096	78.072	-0.144	2,603,167
+ PWF	96.809	78.819	+0.603	2,806,371
+ PWF + CA	95.705	77.386	-0.830	2,808,059
+ PWF + EIoU	96.469	77.937	-0.279	2,806,371
+ PWF + 残差CA	96.588	77.494	-0.722	2,808,060
+ MSCB	96.543	78.329	+0.113	2,667,615
+ PWF + MSCB	96.265	77.707	-0.509	2,883,171

通过多组实验对比，我们发现单独加入PWF模块的效果最好，检测精度提升0.603个百分点，但叠加其他模块反而降低了效果。

同类轻量模型对比

同划分、同预算、同评估口径；验证集 seed=0



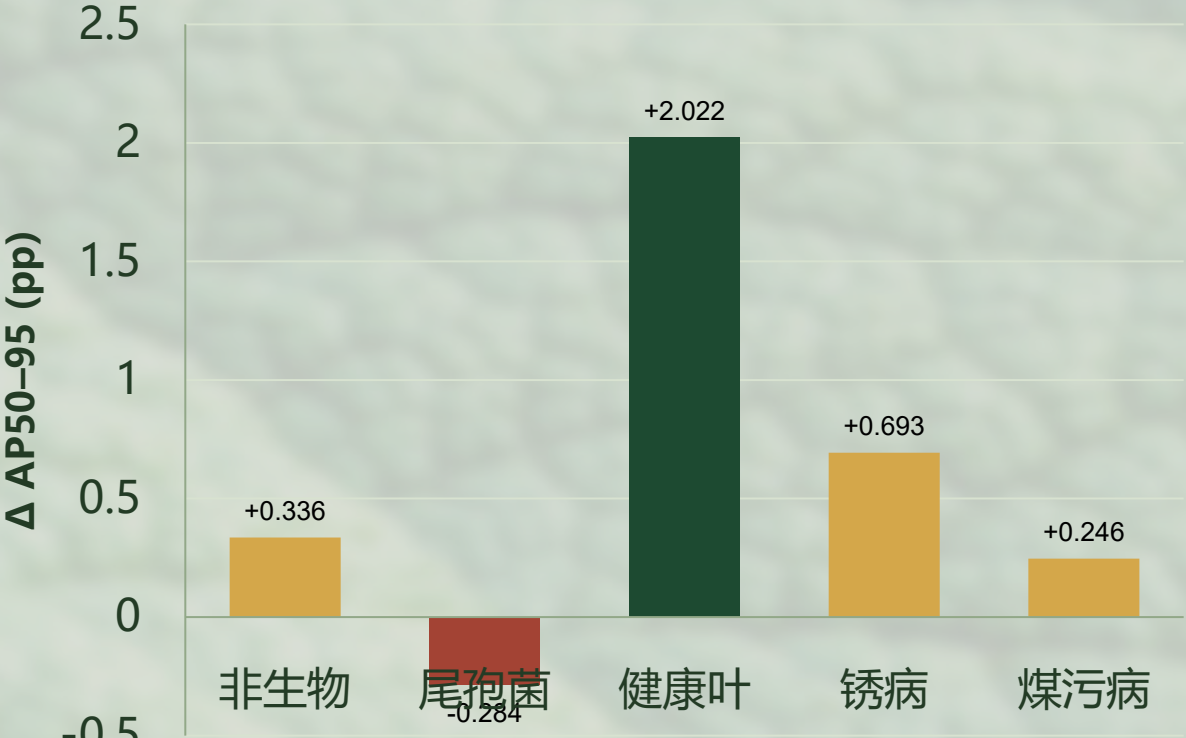
模型	mAP50	mAP50-95
YOLOv8n	95.648%	76.940%
YOLO11n	96.827%	78.216%
PWF	96.809%	78.819%

相对 YOLO11n

mAP50-95 +0.603 pp
参数量 +8.32%

在相同实验条件下，YOLO11n-PWF的mAP50-95达到78.819%，较原YOLO11n提升0.603个百分点，但模型参数量增加了8.32%。

五类叶片检测表现

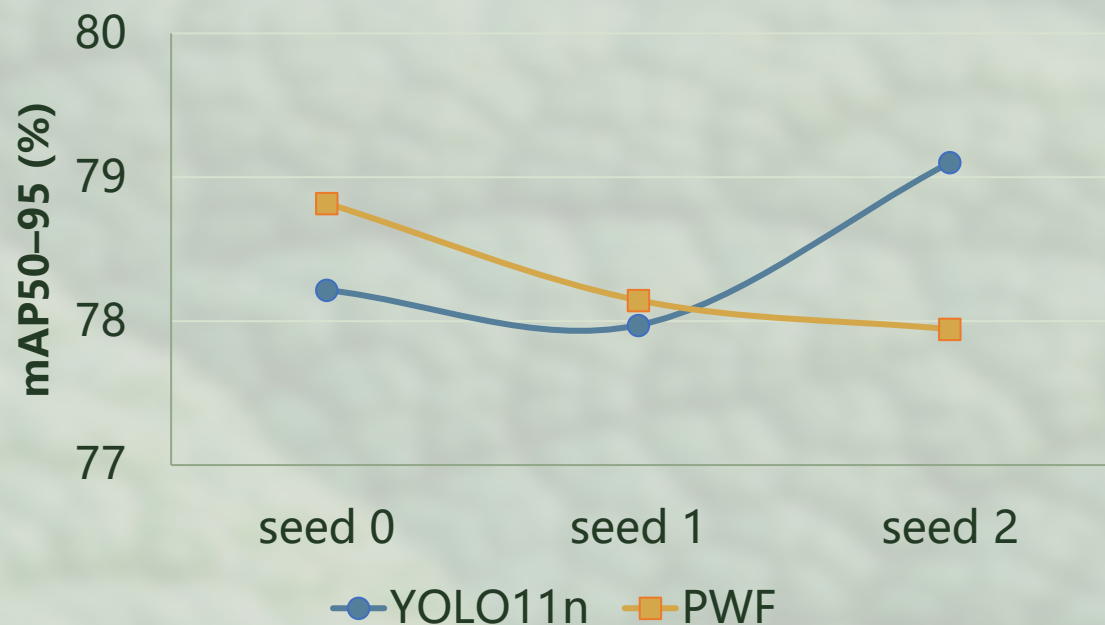


类别	基线	PWF	Δ pp
非生物胁迫	89.786	90.122	+0.336
尾孢菌叶斑	80.120	79.837	-0.284
健康叶	74.324	76.346	+2.022
锈病	81.883	82.575	+0.693
煤污病	64.966	65.212	+0.246

健康叶 +2.022 个百分点

单次实验中，PWF使五类叶片中的四类检测精度得到提升，其中健康叶提升最明显，AP50-95提高2.022个百分点。

多种子重复验证



种子	基线	PWF	Δ pp
0	78.216	78.819	+0.603
1	77.972	78.145	+0.174
2	79.102	77.944	-1.158

均值 $\pm$ 标准差 (%)

基线 78.430 ± 0.595

PWF 78.303 ± 0.458

多次实验表明，PWF在部分训练中取得精度提升，但不同实验结果存在波动，后续将进一步优化模型稳定性。

改进前后的检测效果对比

模型检测效果对比

原始模型 (YOLO11n)

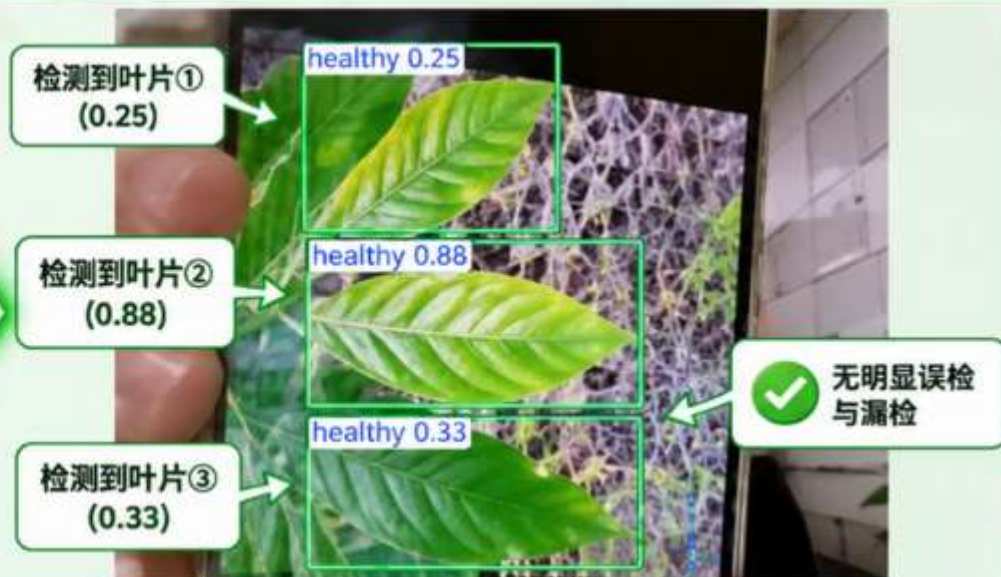
存在漏检、误检问题



- 仅检测到2片叶子 (叶片①、②)
- 第三片叶子漏检
- 存在非叶片区域的误检

改进模型 (YOLO11n-PWF)

检测结果更完整、更准确



- 成功检测到3片叶子 (叶片①、②、③)
- 无明显误检
- 对主要目标提供更稳定的预测结果



改进模型能够检测出全部 3 片叶子，减少误检，并对主要目标提供更稳定的预测结果。





04

项目应用与未来展望

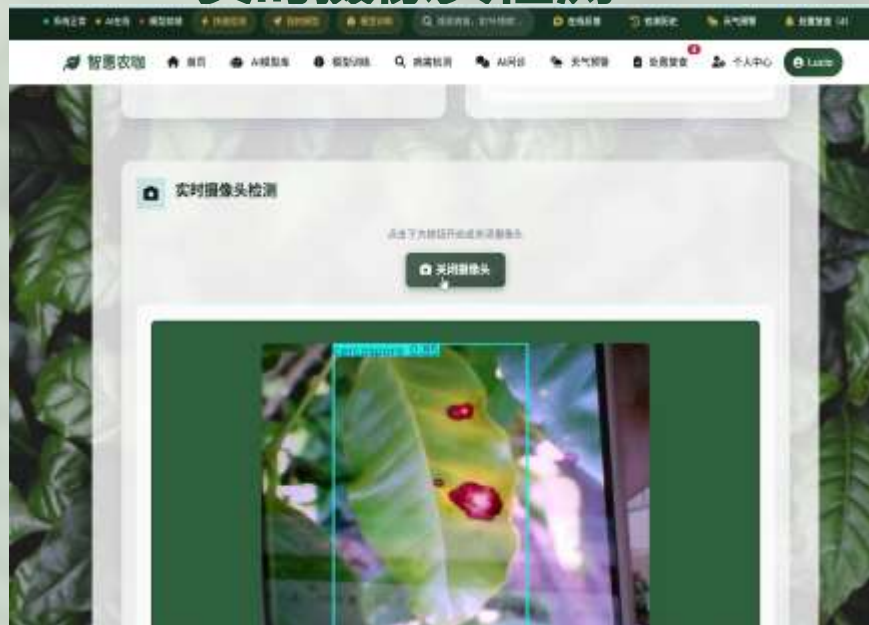
Project Applications and Future Prospects

多场景检测功能

图片检测



实时摄像头检测



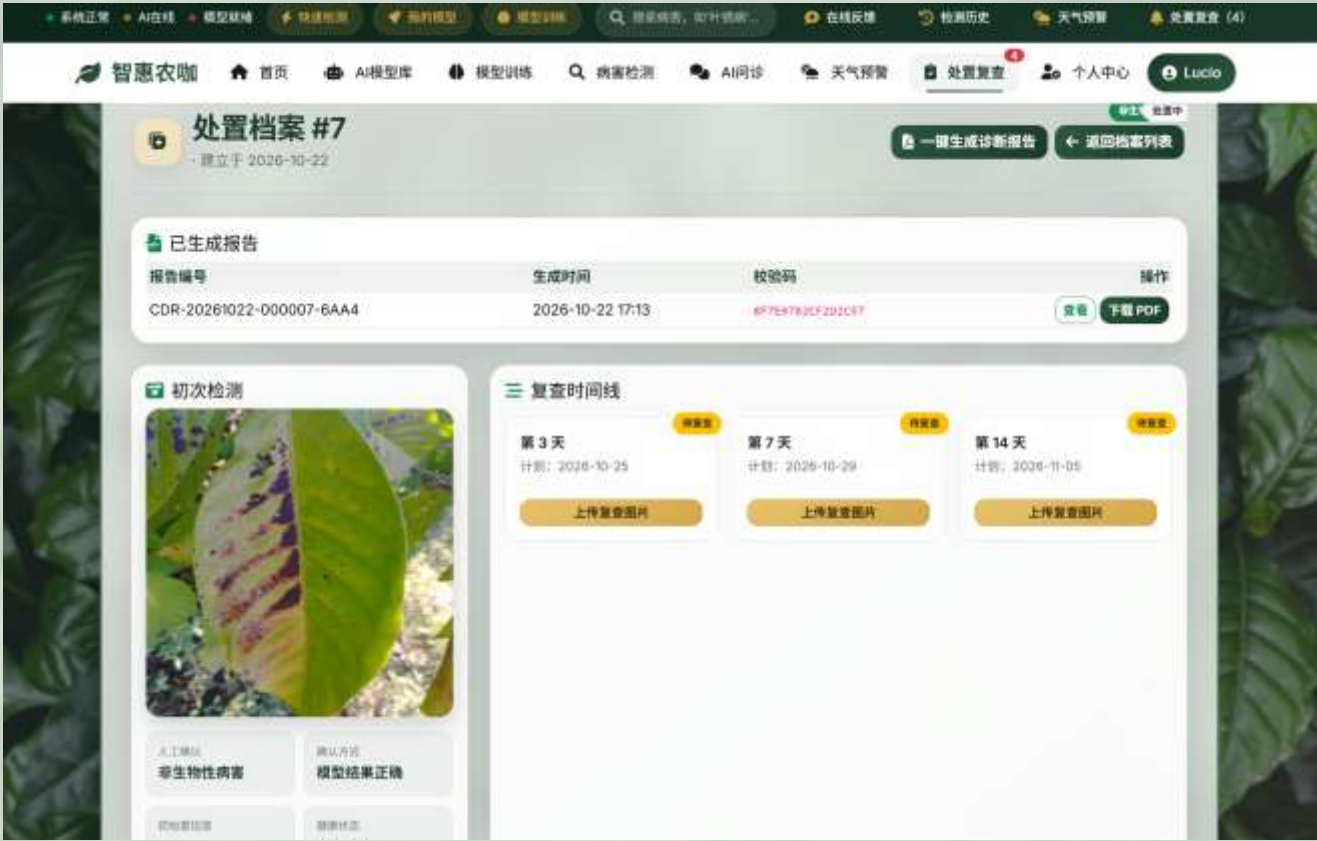
上传视频与检测双预览



图片 / 视频 / 摄像头多入口 → 统一输出检测框、类别与置信度

智慧农咖系统应用

真实网站界面 · 检测后人工复核与处置归档



上传 → 检测 → 复核 → 存档

服务端实测	时延
端到端中位数	30.5 ms
端到端 P95	40.8 ms
模型首次加载	约 67 ms

CPU 部署
640×640 单图
预热后 N=10

总结与未来展望

■ 算法改进：

基于YOLO11n，在两个关键节点引入PWF特征融合模块，优化不同层级特征的组合方式，保留原模型的主体结构。

■ 实验验证：

单次实验中，整体检测精度提升0.603个百分点，健康叶提升2.022个百分点；但多次实验结果存在波动，模型稳定性仍需优化。

■ 应用与展望：

已将改进模型接入“智慧农咖”系统，实现叶片检测、人工复核与结果存档；未来将完善对照实验，并通过更多田间实拍数据验证模型效果。





谢谢

THANKS!