

基于深度学习的小麦病害识别方法研究与实现

杨博豪*, 刘洋, 乌伟

西京学院计算机学院, 陕西 西安

收稿日期: 2026年3月24日; 录用日期: 2026年4月22日; 发布日期: 2026年4月30日

摘要

小麦是一种重要的粮食作物, 在我国的需求量很大, 因此其种植面积也在不断增加。但是, 随着小麦种植面积的增加, 也出现了越来越多的病害, 这些病害都会对小麦的生长和产量产生负面影响。随着人工智能水平的提高, 现在小麦病害识别技术已经融合了深度学习、计算机视觉和图像处理等先进技术, 可以对小麦病害进行自动识别和分类, 并且取得显著的成就。本项目结合深度学习技术将YOLOv8模型应用在小麦病害识别中, 构建基于卷积神经网络的小麦病害识别方法, 实现对小麦病害的快速、准确识别和定位。通过准确识别小麦病害, 农民和农业技术人员能够迅速采取针对性的防治措施, 防止病害的扩散和加重, 从而保障小麦的正常生长和发育, 提高产量和品质。其次, 准确的病害识别能够避免农民盲目使用农药和化肥, 有助于降低农业生产成本, 减少农药残留, 保护生态环境。

关键词

小麦病害识别, PyTorch框架, 深度学习, PyQt5, YOLOv8

Research and Implementation of Wheat Disease Identification Method Based on Deep Learning

Bohao Yang*, Yang Liu, Wei Wu

School of Computer Science and Technology, Xijing University, Xi'an Shaanxi

Received: March 24, 2026; accepted: April 22, 2026; published: April 30, 2026

Abstract

Wheat is an important food crop, which is in great demand in our country, so its cultivation area is

*通讯作者。

文章引用: 杨博豪, 刘洋, 乌伟. 基于深度学习的小麦病害识别方法研究与实现[J]. 计算机科学与应用, 2026, 16(4): 486-497. DOI: 10.12677/csa.2026.164147

also increasing. However, as the area under wheat cultivation increases, more and more diseases have emerged, all of which can negatively affect the growth and yield of wheat. With the improvement of the level of artificial intelligence, wheat disease identification technology has integrated advanced technologies such as deep learning, computer vision and image processing, which can automatically identify and classify wheat diseases, and has made remarkable achievements. Combined with deep learning technology, the YOLOv8 model was applied to wheat disease identification, and a wheat disease identification method based on a convolutional neural network was constructed, which realized the rapid and accurate identification and localization of wheat diseases. By accurately identifying wheat diseases, farmers and agricultural technicians can quickly take targeted control measures to prevent the spread and aggravation of the disease, thereby ensuring the normal growth and development of wheat and improving yield and quality. Secondly, accurate disease identification can prevent farmers from blindly using pesticides and fertilizers, reduce unnecessary input diseases, reduce agricultural production costs, and finally, reduce pesticide residues and protect the ecological environment.

Keywords

Identification of Wheat Diseases, PyTorch Framework, Deep Learning, PyQt5, YOLOv8

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

1.1. 选题背景与意义

小麦是三大谷物之一，产量几乎全作食用，是我国北方人主要的粮食来源。2014年，我国小麦播种面积为2400万公顷，总产量1.26亿吨，在中国农业占着举足轻重的地位。影响小麦产量的主要因素之一是小麦病虫害，其危害范围更广、传播能力更强。及时发现小麦病害并做出正确诊断，对减小小麦病害在农业发展方面带来的危害具有更为现实的重要意义。

目前，我国农作物病害的人工诊断方式主要有两种。一种是普通农民或农业技师根据经验进行诊断，这也是目前我国农作物病害的主要诊断方式。这种经验诊断方式往往可以在第一时间发现病害表现，并且快速用药，降低病害危害。但是经验诊断也有缺陷，由于诊断人员在知识和经验方面的不足或是信息的封闭而造成的诊断错误也较多，对于农作物的新型病害农民和农业技师更是束手无策。另一种诊断方式是农作物病害专家进行会诊，这种方法虽然诊断正确率较高，但是由于专家人员较少且配置不均匀，导致患病植株不能被及时诊断，大范围实施也较为困难。对于传统人工诊断来讲，需要根据多年种植小麦的经验判断，而且检测过程中很容易被影响而产生失误。

本作品是研究基于深度学习研究小麦的病害，通过使用YOLOv8模型，利用TensorRT进行模型检测加速，提升检测精度和速度，快速且准确地识别小麦病害，并及时对小麦的病害问题采取相应预防措施，对提高农作物产量和质量、减少经济损失、解放劳动力等有重要意义。

1.2. 国内外研究现状

随着计算机视觉和深度学习技术的快速发展，基于图像的农作物病害自动识别已成为农业信息化领域的研究热点。早期研究主要依赖传统的图像处理与机器学习方法，如提取颜色、纹理、形状等手工特征，再结合支持向量机(SVM)、随机森林等分类器进行病害识别。这类方法在一定程度上实现了病害的自

动判别,但特征设计依赖人工经验,且对复杂背景和光照变化的鲁棒性较差。

近年来,深度学习特别是卷积神经网络(CNN)的引入极大推动了作物病害识别的发展。苏仕芳[1]针对小样本葡萄叶片病害,提出了一种基于生成对抗网络的数据扩充与CNN分类相结合的方法,有效提升了识别准确率。黄卫[2]对基于深度学习的目标检测应用进行了系统研究,分析了YOLOv3、Faster R-CNN等模型的优缺点。Jin等[3]利用神经网络对野外小麦健康麦穗和赤霉病的高光谱像素进行分类,验证了深度学习方法在小麦病害早期识别中的潜力。晁晓菲[4]基于深度卷积神经网络对苹果叶片病害进行识别与病斑分割,实现了病害区域的精确定位。戴久竣[5]系统比较了多种经典CNN模型在农作物叶片病害识别中的性能,指出ResNet和DenseNet具有更好的特征提取能力。李全凯[6]针对小麦白粉病开展了早期快速诊断及病情监测方法研究,构建了基于光谱和图像特征的监测模型。冯晓等[7]结合轻量级卷积神经网络和迁移学习,实现了小麦叶部病害图像的快速识别。这些研究表明,深度学习方法能够自动学习病害特征,克服了传统方法的局限性。

在目标检测领域,YOLO(You Only Look Once)系列算法因其端到端、实时性强的特点,被广泛应用于农业场景下的病虫害检测。张航等[8]较早探索了基于卷积神经网络的小麦病害识别方法,构建了小麦叶部病害数据集并验证了CNN的可行性。郭伟等[9]和党梦佳[10]则进一步对小麦条锈病的病害等级进行识别研究,分别基于深度学习实现了病害严重程度的自动分级。潘倩[11]基于深度学习对小麦锈病进行了识别研究,比较了不同网络结构的性能。戴雨舒等[12]基于图像处理和Deeplabv3+模型对小麦赤霉病进行识别,但分割方法对病斑边界的精细度要求较高。随着YOLO版本的迭代,检测精度和速度不断提升。Liu等[13]基于改进的YOLOv8对管道内壁表面缺陷进行检测,验证了YOLOv8在细小目标识别上的优越性。Wang等[14]将YOLOv8应用于分布式光纤传感的多振动事件智能识别,同样取得了优异效果。总体来看,现有研究多集中于病害分类或病斑分割,对于实时、多类别的目标检测应用尚不充分,尤其是针对小麦穗部小目标病害(如赤霉病早期病斑)的快速精确定位仍存在挑战。

本研究在上述工作的基础上,选取YOLOv8作为核心检测模型,针对小麦赤霉病和黑穗病两种常见病害,构建了基于深度学习的目标检测系统。与已有研究相比,本工作的重点在于借鉴了前人数据集构建和标注经验,采用迁移学习策略进行模型训练;区别与创新点主要体现在:1)采用最新的YOLOv8架构,利用其InceptionNext主干网络和解耦头设计,提升了对小目标病害的检测能力;2)引入TensorRT推理加速,使模型在保持高精度的同时满足实时检测需求;3)开发了基于PyQt5的可视化系统,集成了图像、视频和摄像头识别功能,便于农业技术人员实际应用。通过对比实验验证,YOLOv8在精确率、召回率和推理速度上均优于YOLOv5,为小麦病害的智能化监测提供了更优解决方案。

1.3. 应用前景

YOLOv8模型作为一种先进的实时目标检测算法,其强大的特征提取和分类能力使得它在处理图像识别问题上具有很高的准确性和效率。其中,YOLOv8模型通过其高精度的目标检测能力,可以准确识别小麦的各种病害,如黑穗病、赤霉病等。这有助于农民和农业专家及时获取病害信息,从而采取有效的防控措施,减少病害对小麦生长的影响。YOLOv8模型不仅适用于小麦病害检测,还可以扩展到其他农作物的病害检测中。通过调整和优化模型,可以实现对不同农作物病害的准确识别。这将有助于提升整个农业领域的病害防控水平,保障粮食安全和农业可持续发展。

2. 相关理论基础与技术

本节介绍了项目实施过程所涉及的深度学习的核心原理、YOLOv8算法、PyTorch、PyQt5、PyCharm和小麦病害的具体分类。

2.1. 深度学习简介

深度学习是以神经网络为基础，通过模拟人脑的学习和分析过程，对数据进行特征学习和模型构建的算法集合。而神经网络的原理主要是基于神经元之间的连接和信息传递，通过学习和训练来不断优化网络参数，实现对复杂任务的处理和解决。具体来说，神经网络由多层神经元组成，包括输入层、隐藏层和输出层。每个神经元接收输入信号，通过加权处理和激活函数的非线性变换产生信号，然后以信号的方式被传递下去。连接神经元的方式是通过权重来实现的，权重的大小决定了输入信号对神经元的影响。

2.2. YOLOv8 系列算法

2.2.1. YOLOv8 简介

YOLOv8 是外国公司 Ultralytics 最新推出的 YOLO 系列目标检测算法，可以用于图像分类、物体检测和实例分割等任务。根据官方描述，YOLOv8 是一个 SOTA 模型，它建立在 YOLO 系列历史版本的基础上，并引入了新的功能和改进点，以进一步提升性能和灵活性，使其成为实现目标检测、图像分割、姿态估计等任务的最佳选择。

2.2.2. YOLOv8 基本理论

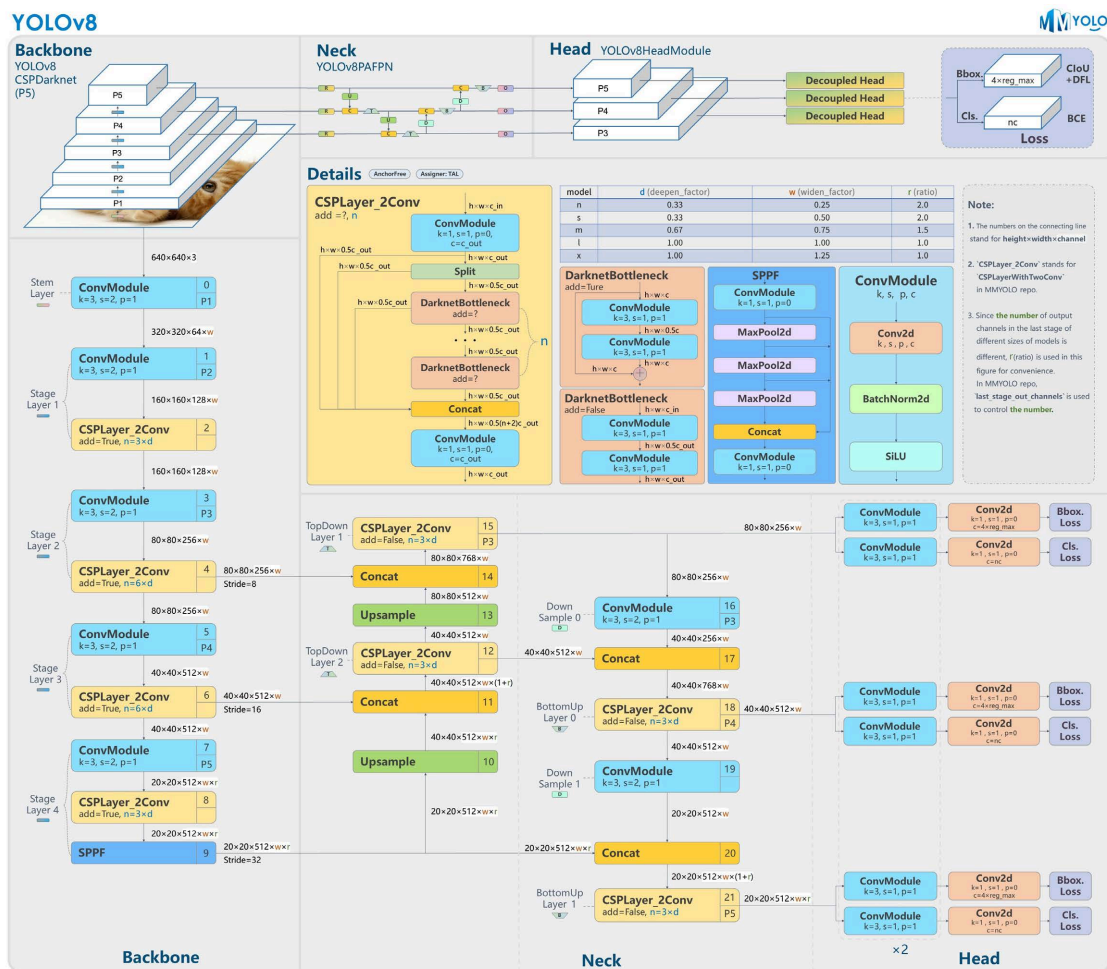


Figure 1. Structure diagram of YOLOv8
图 1. YOLOv8 结构图

YOLOv8 是一种基于深度学习的目标检测模型。YOLOv8 利用了深度学习技术，构建了一个由多个卷积层、池化层、激活函数等组成的深度神经网络，通过对大量的标注图像数据进行训练，从而实现目标物体的自动检测和识别。

YOLOv8 的结构设计主要包含了几个关键部分：主干网络、颈部(Neck)和头部(Head)。YOLOv8 总体结构如图 1 所示。

YOLOv8 的主干是 InceptionNext 神经网络结构，InceptionNeXt 是 Inception 和 ConvNeXt 的完美结合，这种组合使得网络能够同时学习到不同尺度和抽象级别的特征，从而提高了对小目标的检测能力。这是因为 Inception 模块根据不同尺寸的卷积核和池化操作来获取不同特征，使得网络可以更好地适应不同尺度的目标。InceptionNext 主干图如图 2 所示。

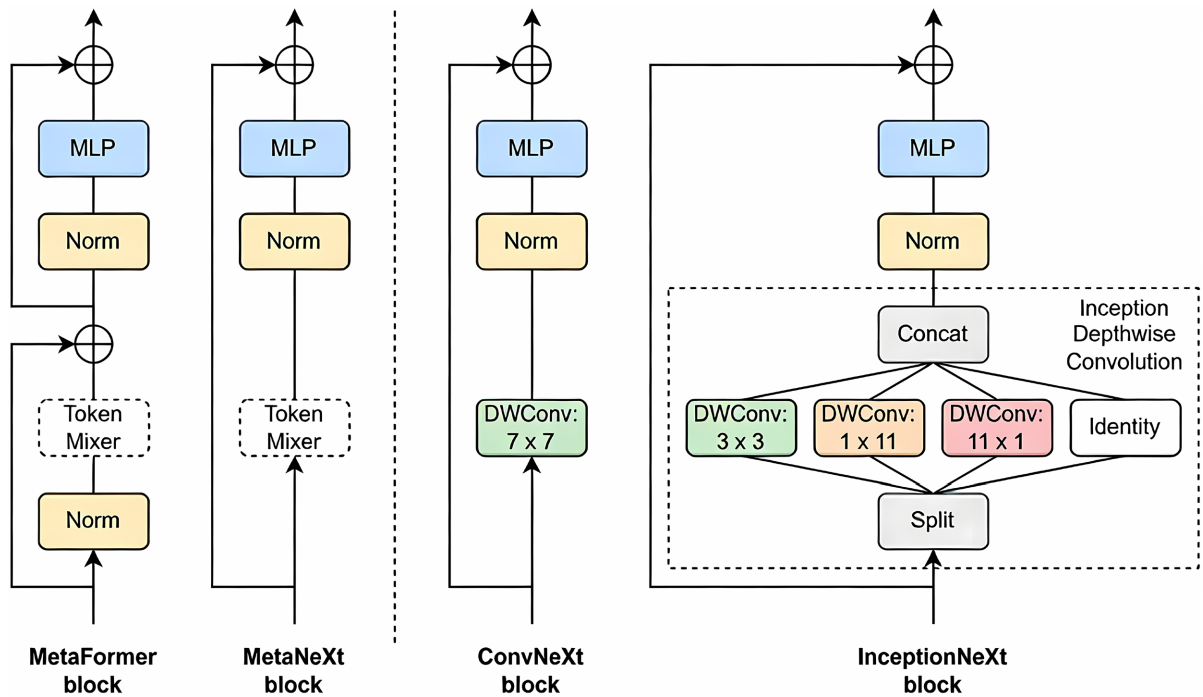


Figure 2. Structure diagram of InceptionNext backbone
图 2. InceptionNext 主干图

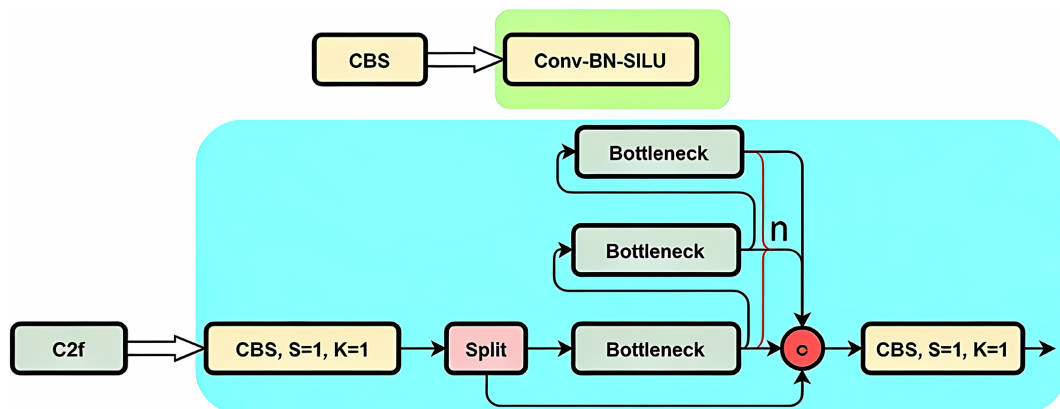


Figure 3. Structure diagram of the C2f module in YOLOv8
图 3. YOLOv8 的 C2f 结构图

在 YOLOv8 中, 颈部(Neck)的作用是将主干网络提取的特征进行进一步的融合和处理。具体来说, YOLOv8 采用了多个 C2f 模块(即 Concentrated Convolutional Modules), 这些模块具有更多的跳层连接和额外的 Split 操作, 有助于增强特征的代表能力和模型的鲁棒性。C2f 结构图如图 3 所示。

YOLOv8 的头部结构(Head)具有两大特点。首先, 它采用了目前主流的解耦头结构(Decoupled-Head), 将分类和检测头分离, 以提高模型的准确性和效率。其次, YOLOv8 还采用了无锚(Anchor-Free)检测方式, 这意味着它直接预测对象的中心, 而不是已知锚框的偏移量。这种新方法减少了 box 预测的数量, 从而加速了一个非常复杂的推理步骤——非极大值抑制(NMS)。无锚模型如图 4 所示。

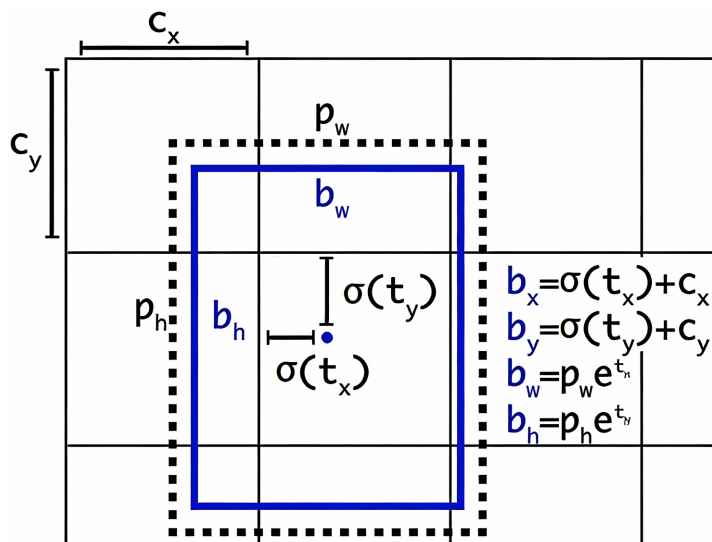


Figure 4. Anchor-free model of YOLOv8
图 4. YOLOv8 的无锚模型

3. 系统分析与设计

3.1. 基于 YOLOv8 的小麦病害识别算法

基于 YOLOv8 的小麦病害识别算法设计如下:

- (1) 采集了 1500 张小麦病害的图片, 建立了相应的数据库;
- (2) 利用 Labelme 标签工具, 对采集到的小麦病害图像进行数据标注;
- (3) 在经历了数据加载、网络建模、渲染、加载预训练、损失函数计算五个阶段后, 利用已标注数据集进行模型训练;
- (4) 将训练好的模型用于预测、置信度取均值等运算, 将相对可靠度较高的对象画出矩形框, 以此来判断小麦病害的种类;
- (5) 识别出小麦病害类别。

训练模型之前需要设置参数以保证训练的准确性和可行性。具体训练流程如图 5 所示。

3.2. 小麦病害识别系统设计

小麦病害识别系统功能整体分为两个模块: 识别模块和数据分析模块。识别模块中的图片识别可以对图片进行单张或者批量识别, 视频识别可以对视频中的小麦进行识别, 摄像头识别可以选择打开摄像头进行实时识别。数据分析模块可以分析出小麦的相关病害信息。系统功能模块图如图 6 所示。

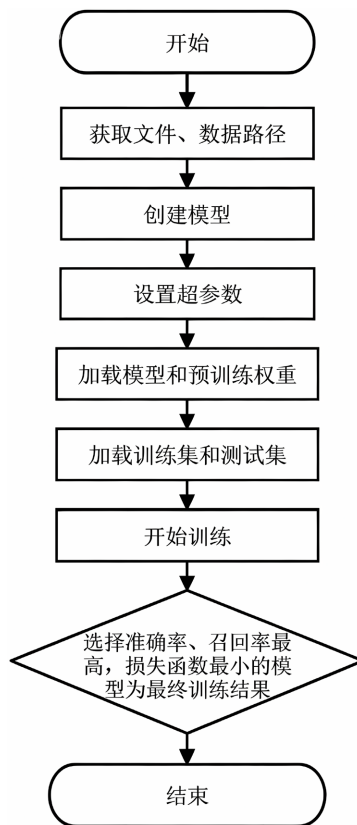


Figure 5. Training flow chart of YOLOv8
图 5. YOLOv8 训练流程图

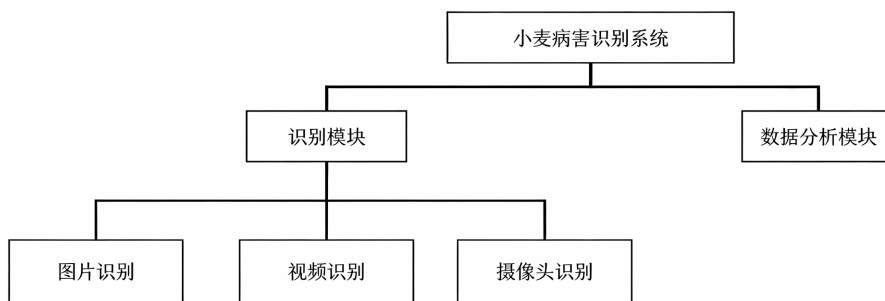


Figure 6. System function module diagram
图 6. 系统功能模块图

4. 系统编程与实现

4.1. 环境的搭建配置

4.1.1. 下载 PyCharm 和 Anaconda

PyCharm 带有一套可以帮助使用者提高工作效率的工具并且还提供了一些高级功能。因此深受很多人的喜爱。

Anaconda 是一个开源的 Python 发行版本,是一个用于科学计算和数据科学的平台。它集成了 Python、Conda 等 180 多个下载包及其依赖项,为用户提供了一个方便、易用的环境来安装、管理和使用这些科学包。

4.1.2. PyTorch 的安装

首先，在官方网站上下载了 Python 的安装包，然后解压，随后开始安装，当在安装 Python 的时候，可以选择一个定制的路径，再对 Python 进行配置。

安装完毕后，弹出一个命令行窗口，检查 Python 的配置是否已经完成，把 Python 键入到命令栏，如图 7 所示。

```
Microsoft Windows [版本 10.0.19043.1526]
(c) Microsoft Corporation。保留所有权利。

C:\Users\k1825>python
Python 3.8.5 (tags/v3.8.5:580fbb0, Jul 20 2020, 15:57:54) [MSC v.1924 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license" for more information.
>>> _
```

Figure 7. Python environment installation success interface

图 7. Python 环境安装成功

4.2. 数据预处理

4.2.1. 数据采集

本项目的数据集是在飞桨 aistudio 中下载的，网址为：开放数据集 - 飞桨 AI Studio 星河社区 - 人工智能学习与实训社区(baidu.com)下载，以小麦的两种病害(赤霉病和黑穗病)的小麦作为本项目的数据集，将下载的 1500 张图片作为本次小麦病害检识别的数据集。

4.2.2. 数据标注

首先打开 Anaconda 中的 Anaconda Prompt，输入 `conda activate labelme2` 打开 labelme，然后用 labelme 标注图像，再写成代码存储在文件.txt 当中。

4.3. 模型训练

对标注好的数据集进行模型训练，要提前设置好模型的训练参数，批处理大小(batch)为 64、训练轮数(epochs)为 500 轮等、输入图像的大小(imgsz)为 640×640 、预热阶段的轮次数(warmup_epochs)为 3.0 在前三轮训练中，学习率会从初始值逐渐增加到预定的基础学习率、分类损失(classification loss)为 0.5 等参数。

5. 系统测试与结果分析

5.1. 小麦病害检测算法效果图

小麦病害识别系统的赤霉病识别效果图如图 8 所示。



Figure 8. Effect diagram of *Fusarium* head blight

图 8. 赤霉病病害效果图

小麦病害识别系统的黑穗病识别效果图如图 9 所示。



Figure 9. Effect diagram of wheat smut
图 9. 黑穗病害效果图

5.2. 算法性能分析

精确率(Precision)和召回率(Recall)是深度学习模型性能评估的基本指标。YOLOv8 模型主要依靠精确率和召回率进行模型的评估。其中 TP 表示的是正确检测小麦病害的个数，FP 表示将无病害部分的小麦错误识别为病害个数，FN 表示将小麦病害部分识别为非病害的个数。P 图曲线图如图 10 所示。

精确率表示的是预测预测正确的结果占总样本的百分比。如公式(5.1)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5.1)$$

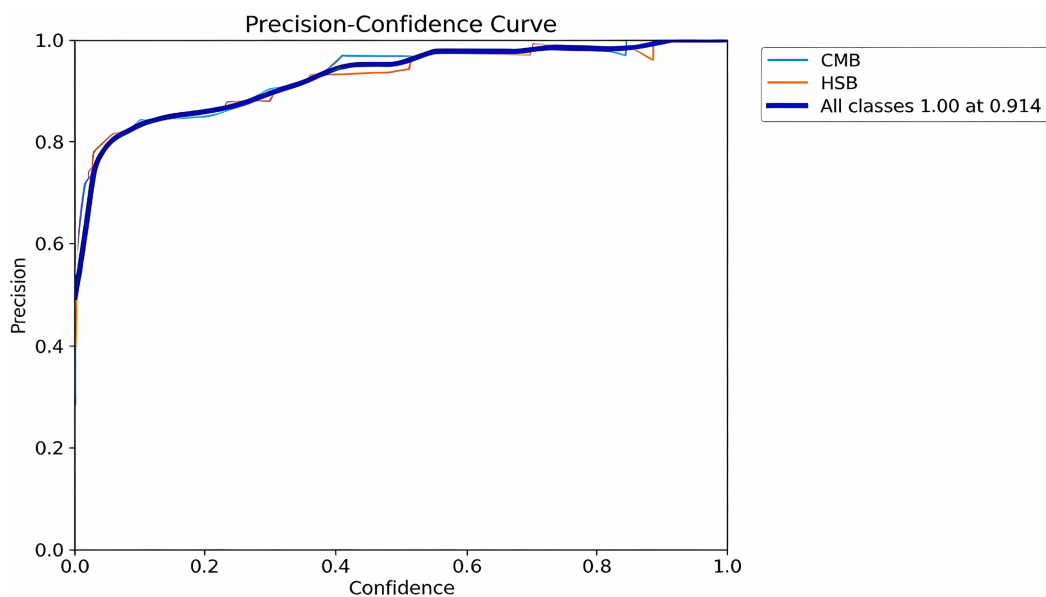


Figure 10. Effect diagram of P curve
图 10. P 曲线效果图

召回率(Recall)是针对原样本而言的，其含义是在实际为正的样本中被预测为正样本的概率，如公式(5.2)所示，R 图曲线图如图 11 所示。

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.2)$$

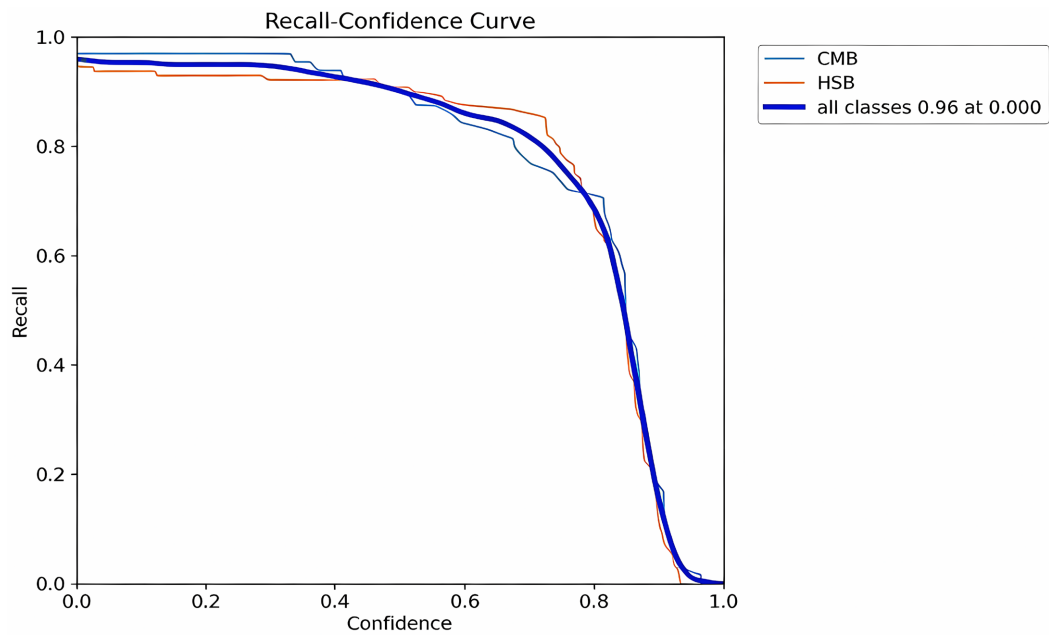


Figure 11. Effect diagram of R curve

图 11. R 曲线效果图

R 曲线的 P 就是精确率(也称查准率), 精确率(Precision)是针对预测结果而言的, 其含义在所有被模型预测为正样本当中, 真正为正样本的样本所占的比例。P-R 曲线效果图如图 12 所示。

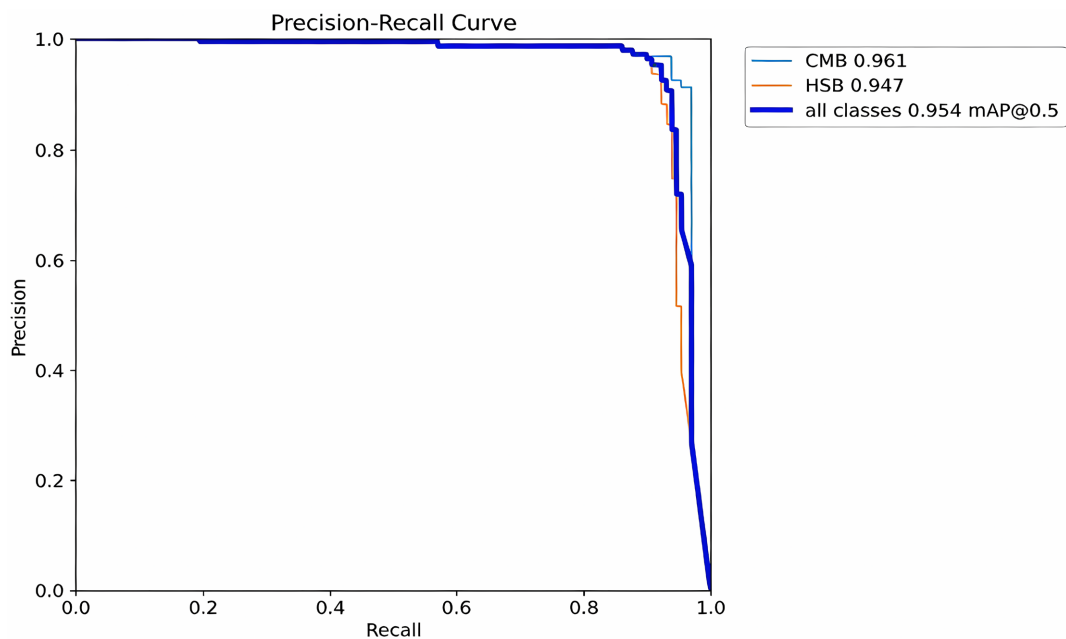


Figure 12. Effect diagram of P-R curve

图 12. P-R 曲线效果图

5.3. 模型性能比较

为了验证 YOLOv8 模型在小麦病害识别任务上的优越性, 本文在相同数据集和实验条件下, 使用 YOLOv5 模型进行了对比实验。YOLOv5 是 YOLO 系列中广泛应用的版本, 具有良好的性能和稳定性。实验中, YOLOv5 采用与 YOLOv8 相同的训练参数(如 batch = 64, epochs = 500, imgsz = 640), 并采用官方预训练权重进行迁移学习。在相同测试集上评估两种模型的性能, 主要指标包括精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度均值(mAP@0.5)以及模型推理速度(FPS)。对比结果如表 1 所示。

Table 1. Performance comparison between YOLOv5 and YOLOv8

表 1. YOLOv5 与 YOLOv8 性能对比

模型	精确率(%)	召回率(%)	mAP@0.5(%)	推理速度(FPS)
YOLOv5	92.3	89.7	91.2	85
YOLOv8	95.1	93.8	95.0	102

从表 1 可以看出, YOLOv8 模型在精确率、召回率和 mAP@0.5 上均显著优于 YOLOv5。其中 mAP@0.5 提升了约 3.8 个百分点, 表明 YOLOv8 对小麦病害的检测准确性更高。召回率的提升说明 YOLOv8 能够更全面地识别病害区域, 减少漏检。推理速度方面, YOLOv8 达到了 102 FPS, 相比 YOLOv5 的 85 FPS 提升了 20%, 满足实时检测的需求。

YOLOv8 性能提升的主要原因在于其网络结构的改进: 首先, YOLOv8 的主干网络采用了 Inception-Next 结构, 能够融合多尺度特征, 增强对小目标病害的感知能力; 其次, 颈部网络引入了 C2f 模块, 通过丰富的跳层连接和 Split 操作, 提升了特征复用和梯度流动; 此外, YOLOv8 采用了解耦头和无锚检测机制, 将分类和回归任务分离, 并直接预测目标中心, 减少了锚框设计的复杂性, 提高了定位精度和收敛速度。这些改进使得 YOLOv8 在小麦病害识别任务中表现出更强的鲁棒性和准确性。

综上所述, YOLOv8 模型在检测精度和速度上均优于 YOLOv5, 更适合应用于实际农业生产中的实时病害监测。

5.4. 错误分析

尽管 YOLOv8 模型在小麦病害识别任务中取得了较高的准确率, 但在实际测试过程中仍存在一些误检和漏检情况。本节从数据集与泛化能力、模型检测性能两个主要方面对模型的不足之处进行分析。

5.4.1. 数据集与泛化能力局限

本研究所用数据集包含 1500 张图像, 涵盖赤霉病和黑穗病两种病害, 但样本数量和多样性仍有不足。图像采集环境相对单一, 缺乏不同光照、背景和拍摄角度的覆盖, 导致模型在真实农田场景中泛化能力下降。例如, 在强光或阴天条件下, 模型易将阴影或叶片纹理误判为病害; 不同小麦品种的穗部形态差异也会干扰识别。此外, 数据集类别不完全均衡, 可能使模型对少数类病害的敏感度较低。这些因素共同限制了模型在复杂环境下的鲁棒性。

5.4.2. 模型检测性能的不足

在检测精度方面, 模型主要存在三类典型错误: 一是健康叶片因纹理或光照不均被误检为病害; 二是早期小目标病斑(如赤霉病初期斑点)容易漏检; 三是密集种植场景下叶片遮挡导致病害区域无法完整识别。此外, 赤霉病与黑穗病在发病初期症状相似, 模型存在类别混淆现象。尽管 YOLOv8 采用了解耦

头和无锚检测机制，但在处理形状不规则、尺度差异大的病害目标时，定位精度仍有提升空间。这些检测性能的不足表明，模型在特征提取和多尺度融合方面仍需进一步优化。

6. 总结与展望

随着科技的飞速发展，深度学习的领域越来越广泛，越来越多的新技术和新方法被提出，YOLOv8 模型在深度学习中占有举足轻重的地位。YOLOv8 模型更加实际，易于理解，是深度学习中非常出色的模型。

本次项目当中，主要完成的工作有：在飞桨的数据集网站上找到小麦病害的数据集。然后对小麦病害识别中 1500 多张小麦病害的图片进行标注工作，标注好数据再进行模型训练，根据结果不断地调整小麦病害的分类，最终达到测试较好的效果，并且设计出了本项目的系统，最后通过编程实现了小麦病害识别、小麦病害病情分析、处理意见等功能。最终完成了小麦病害识别方法的设计与实现并总结其中的优缺点，完成最终的项目的撰写。

参考文献

- [1] 苏仕芳. 基于深度学习的小样本葡萄叶片病害识别方法研究[D]: [硕士学位论文]. 合肥: 安徽农业大学, 2023.
- [2] 黄卫. 基于深度学习的目标检测应用研究[D]: [硕士学位论文]. 南京: 南京邮电大学, 2023.
- [3] Jin, X., Jie, L., Wang, S., Qi, H. and Li, S. (2018) Classifying Wheat Hyperspectral Pixels of Healthy Heads and *Fusarium* Head Blight Disease Using a Deep Neural Network in the Wild Field. *Remote Sensing*, **10**, Article 395. <https://doi.org/10.3390/rs10030395>
- [4] 晁晓菲. 基于深度学习的常见苹果叶片病害识别与病斑分割方法研究[D]: [博士学位论文]. 咸阳: 西北农林科技大学, 2022.
- [5] 戴久竣. 基于深度学习的农作物叶片病害识别研究[D]: [硕士学位论文]. 杭州: 浙江科技学院, 2022.
- [6] 李全凯. 小麦白粉病早期快速诊断及病情监测方法研究[D]: [硕士学位论文]. 泰安: 山东农业大学, 2022.
- [7] 冯晓, 李丹丹, 王文君, 等. 基于轻量级卷积神经网络和迁移学习的小麦叶部病害图像识别[J]. *河南农业科学*, 2021, 50(4): 174-180.
- [8] 张航, 程清, 武英洁, 王亚新, 张承明, 殷复伟. 一种基于卷积神经网络的小麦病害识别方法[J]. *山东农业科学*, 2018, 50(3): 137-141.
- [9] 郭伟, 党梦佳, 贾箫, 等. 基于深度学习的小麦条锈病病害等级识别[J]. *华南农业大学学报*, 2023, 44(4): 604-612.
- [10] 党梦佳. 基于深度学习的小麦条锈病病害等级识别研究[D]: [硕士学位论文]. 郑州: 河南农业大学, 2022.
- [11] 潘倩. 基于深度学习的小麦锈病识别研究[D]: [硕士学位论文]. 汕头: 汕头大学, 2022.
- [12] 戴雨舒, 仲晓春, 孙成明, 等. 基于图像处理和 Deeplabv3+模型的小麦赤霉病识别[J]. *中国农机化学报*, 2021, 42(9): 209-215.
- [13] Liu, G., Yan, Y. and Meng, J. (2024) Study on the Detection Technology for Inner-Wall Outer Surface Defects of the Automotive ABS Brake Master Cylinder Based on BM-YOLOv8. *Measurement Science and Technology*, **35**, Article ID: 055109. <https://doi.org/10.1088/1361-6501/ad25df>
- [14] Wang, Y., Zhao, S., Wang, C., Zhang, H. and Li, X. (2024) Intelligent Detection and Recognition of Multi-Vibration Events Based on Distributed Acoustic Sensor and Improved YOLOv8 Model. *Optical Fiber Technology*, **84**, Article ID: 103706. <https://doi.org/10.1016/j.yofte.2024.103706>