doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.S1.030

基于YOLO v8n改进的小麦病害检测系统

刘梦姝[1]　张春琪[2]　晁金阳[2]　唐　彬[2]　张鹏磊[2]　李民赞[1,2]　孙　红[2,3]

（1. 中国农业大学烟台研究院，烟台 264670；2. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室，北京 100083；
3. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室，北京 100083）

摘要：针对现有小麦病害检测算法精度低、处理速度缓慢、易受背景环境干扰、难以检测目标病害等问题，结合先进的智能手机硬件、便捷的微信小程序以及高效的云服务平台，设计一个基于云架构的小麦病害检测系统。系统主要包括云服务器模块和微信小程序模块，云服务器端主要用于图像接收和模型处理；使用CSS和Java Script语言开发微信小程序，用于实现数据上传、信息反馈与信息显示。为保证模型在云服务器部署的可行性，提出一种基于YOLO v8n改进的小麦病害检测模型（C2f-Faster-Slim-Neck-YOLO v8n，CS-YOLO）。该模型结合FasterNet轻量化优点，使用FasterNet中的FasterNet Block替换C2f中Bottleneck模块，降低模型内存占用量的同时，提高模型特征融合能力和检测精度。在颈部网络使用GSConv并采用Slim-Neck设计范式中的VoV-GSCSP模块对YOLO v8n的Neck进行改进，降低模型计算量的同时提高模型检测精度。试验结果表明，对于大田环境下所采集的小麦病害数据集，改进后模型浮点运算量及模型内存占用量相比YOLO v8n基线模型分别降低24.4%和17.5%，同时平均精度均值相较于原模型提高1.2个百分点，且优于YOLO v3-tiny、YOLO v5、YOLO v6、YOLO v7和YOLO v7-tiny算法。最后将轻量化检测模型CS-YOLO部署到云服务器上，将检测功能转化为API接口，小程序利用请求调用其接口调用服务器连接，服务器收到请求后，将数据传递给部署在云服务器上的模型，用户通过使用微信小程序调用检测模型对病害图像进行类型识别和病害位置检测，平均精度均值为89.2%，可为小麦病害识别类型和检测病害位置提供技术支持。

关键词：小麦；病害检测；深度学习；YOLO v8模型；微信小程序

中图分类号：S126　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2024)S1-0280-08

Improved Wheat Disease Detection System Based on YOLO v8n

LIU Mengshu[1]　ZHANG Chunqi[2]　CHAO Jinyang[2]　TANG Bin[2]　ZHANG Penglei[2]　LI Minzan[1,2]　SUN Hong[2,3]

(1. *Yantai Institute of China Agricultural University*, *Yantai* 264670, *China*
2. *Key Laboratory of Smart Agriculture Systems*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*)

Abstract: In order to solve the problems of low accuracy, slow processing speed, easy to be disturbed by the background environment and difficult to detect target diseases of the existing wheat disease detection algorithms, a wheat disease detection system based on cloud architecture was designed by combining advanced smart phone hardware, convenient WeChat mini program application and efficient cloud service platform. The system mainly included cloud server module and WeChat mini program module. The cloud server side was mainly used for image receiving and model processing. Using CSS and Java Script language to develop WeChat mini program for data upload, information feedback and information display. In order to ensure the feasibility of the model deployment in cloud server, an improved wheat disease detection model based on YOLO v8n (C2f-Faster-Slim-Neck-YOLO v8n, CS-YOLO) was proposed. Combining with FasterNet's advantages of lightweight, this model proposed to replace C2f Bottleneck module with FasterNet Block, which reduced the model size and improved the model's feature fusion ability and detection accuracy. In the

收稿日期：2024－07－23　修回日期：2024－09－18

基金项目：国家自然科学基金项目(32371995)、山东省重点研发计划(重大科技创新工程)项目(2022CXGC020708-1)和中国农业大学研究生教改项目(JG202026、QYJC202101、JG202102、BH2022176)

作者简介：刘梦姝(2000—)，女，硕士生，主要从事农业信息化技术研究，E-mail: liumengshuyao@163.com

通信作者：孙红(1980—)，女，教授，博士生导师，主要从事农业信息化技术研究，E-mail: sunhong@cau.edu.cn

Neck network, GSConv and VoV-GSCSP module in Slim-Neck design paradigm were used to improve the neck of YOLO v8n, reducing the calculation amount of the model and improving the detection accuracy of the model. The test results showed that for the wheat disease data set collected in the field environment, the floating point computation and model memory occupation of the improved model were reduced by 24.4% and 17.5% respectively compared with the baseline model of YOLO v8n, and the average accuracy was increased by 1.2 percentage points compared with the original model. It was superior to YOLO v3-tiny, YOLO v5, YOLO v6, YOLO v7, and YOLO v7-tiny algorithms. Finally, the lightweight detection model CS-YOLO was deployed on the cloud server and the detection function was transformed into an API interface. The applet called the server connection by requesting its interface. After receiving the request, the server passed the data to the model deployed on the cloud server. By using the WeChat mini program to invoke the detection model for disease image type recognition and disease location detection, the mean average precision was 89.2%, which can provide technical support for wheat disease type recognition and disease location detection.

Key words: wheat; disease detection; deep learning; YOLO v8 model; WeChat mini program

0　引言

小麦是我国最重要的粮食作物之一，保障小麦粮食安全生产是国家安全的重要基础[1]。小麦病害种类众多，且难以治理，小麦白粉病和小麦条锈病是小麦生长中常发的病害类型，主要危害叶片和茎，严重影响光合作用，胁迫小麦生理生化参数，使小麦植株早衰，产量受到损失，危害国家粮食安全。因此，准确、及时地识别小麦病害种类并检测其发病位置也成为了农业生产的重要任务之一[2-4]。

针对作物病害，传统方法主要根据病斑的颜色、纹理特征来进行识别，文献[5-6]通过分析稻瘟病斑的颜色特征，对病斑叶片图像进行分割。采用从RGB色彩模型中分离绿通道以获取灰度图像的策略，随后融合Sobel边缘检测算法，有效地实现了小麦叶锈病的精准识别。传统方法虽可实现受控条件下的植物叶部病害有效识别，然而这些方法依赖于特征提取，识别植物叶部病害较为困难。近些年，深度学习技术，尤其是卷积神经网络、循环神经网络和对抗式生成神经网络，在作物病虫害检测中取得了显著进展[7-8]，与传统的图像处理技术相比，具有更快的检测速度。

基于深度学习的病害检测网络可以分为两类，一类是以 Faster R-CNN[9]为代表的两阶段网络；另一类是以SSD[10]和YOLO系列[11-13]为代表的单阶段网络。文献[14]为实现在自然环境条件下对苦瓜叶部病害的目标检测，提出了一种基于改进的Faster R-CNN的苦瓜叶部病害目标检测方法，平均精度均值为86.39%。文献[15]通过集成了自注意力和卷积注意模块的YOLO v5检测茶树叶病害和害虫，精度达到82.6%。文献[16]通过改进YOLO v5，检测农田害虫图像，最高平均精度均值达到80.91%。文献[17]构建冬小麦不同生育期的数据集，通过提出一种基于改进YOLO v8s的小麦赤霉病识别方法，检测精度最高达到98.3%。上述模型虽展示了较高的检测精度，但计算负荷大，难以现场、田间应用。

随着农业智能化发展，智能手机应用广泛。文献[18]开发一款Android移动端棉花产量预测系统，获取图像信息，系统将对所选图像进行数据分析与处理，进而实现棉花产量的预测功能。文献[19]开发一款Android应用，允许用户使用手机拍摄作物冠层图像，并将图像上传至云服务器进行识别和分类。文献[20]在Android环境下开发了一个实时便捷的外来入侵植物智能识别系统，由移动客户端APP、云服务器和基于深度学习的外来入侵植物识别模型组成。由于不同手机操作系统(如Android和IOS)之间的差异，导致针对单一操作系统的应用程序在跨平台兼容性方面存在一定限制。然而，开发微信小程序能够有效克服这一局限性，实现应用程序的跨平台兼容。

因此，针对上述问题，本文聚焦于采用YOLO v8模型为基础，深入探究并优化小麦病害的检测方法，实现一种精确度高和检测速度快的小麦病害检测模型。结合智能手机硬件、微信小程序软件和云服务平台，设计一个基于云架构的小麦病害检测系统。该系统允许用户通过微信小程序拍照或从相册中选择图像，使用后台的检测模型进行处理，并将结果反馈回微信小程序，以期实现田间小麦病害的快速、准确检测。

1　小麦病害检测系统设计

1.1　云计算架构与软件系统设计

小麦病害检测系统旨在为用户提供田间小麦病害快速智能检测服务，主要以云计算与边缘智能为架构，通过整合腾讯云和微信小程序，能够解决服务器部署的挑战，实现服务器的负载均衡和动态扩展，同时提供必要的基础服务配置。如图1所示，用户可通过微信小程序在移动设备上拍摄照片或选取图片，并将其发送至云端计算服务器；服务器端对这些图片执行数据处理分析，并将分析后的结果反馈至用户手机端。

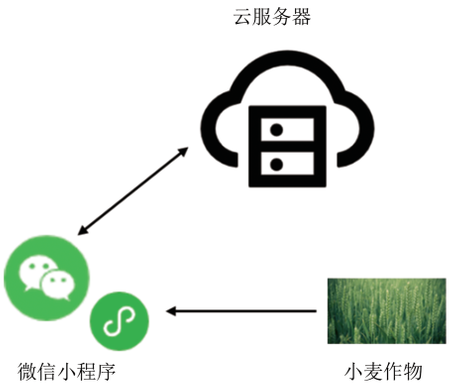


图1 小麦病害检测系统架构

Fig. 1 Architecture of wheat disease detection system

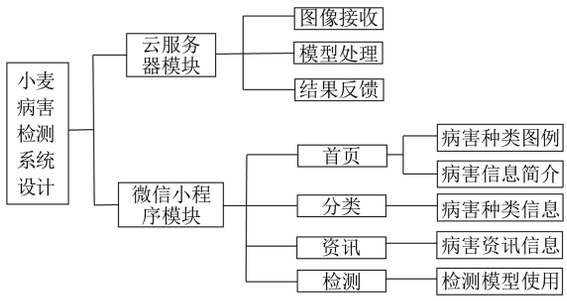


图2 系统设计

Fig. 2 System design

该系统主要包括云服务器模块和微信小程序模块，系统设计如图2所示。云服务器模块包括图像接收、模型处理、结果反馈。微信小程序模块主要包括4部分：首页、分类、检测和资讯。

1.2 云服务器软件系统设计

系统依托腾讯云服务器部署，微信小程序的开发依托腾讯官方发布的微信开发者工具，可以通过使用微信开发者工具同时进行服务器端和小程序开发。

将轻量化检测模型CS-YOLO部署到云服务器上，将其功能转化为API接口，小程序利用请求调用其接口调用服务器连接，服务器收到请求后，将数据传递给部署在云服务器上的模型，通过使用检测模型对病害图像进行类型识别和病害位置检测。系统采用微信开发者工具进行编程实现。微信小程序目录结构主要包括小程序页面pages和小程序app相关配置。其中，pages目录扮演着承载各个页面核心组件的角色，每个页面均包含有其独特的.js文件、.json文件、.wxml文件以及.wxss文件，同时，pages目录下还可能包含其他支持页面结构和功能实现的目录文件，共同构成了一个完整且独立的页面体系；app.js是小程序的全局逻辑文件，用来定义全局变量以及一些公共函数等；app.json是小程序的全局配置文件，主要包括窗口表现、页面路径、底部导航栏等；app.wxss是小程序的全局样式文件；utils用于存放工具类和实用类；project.config.json为项目配置文件；此外，还包括其他外部样式和文件应用，如图3所示。

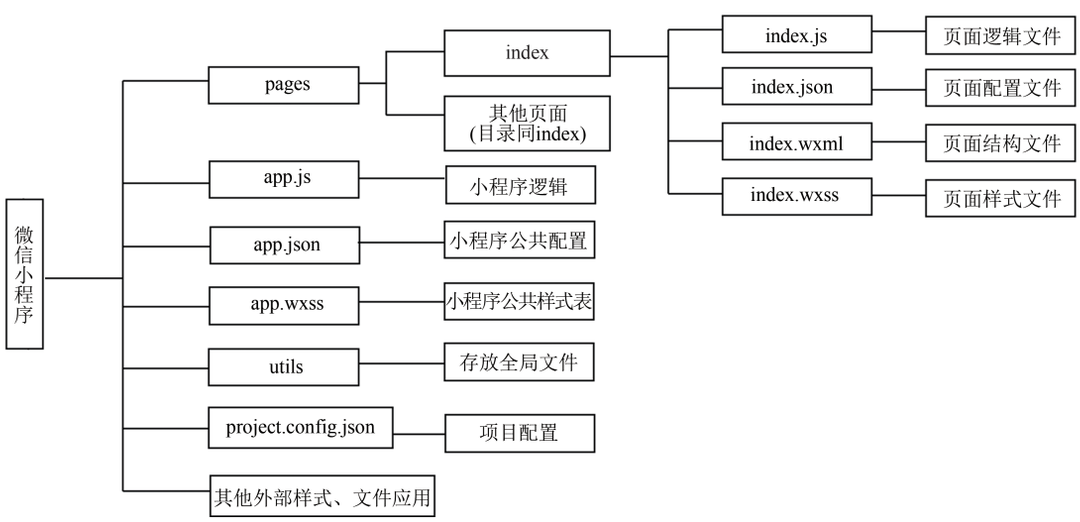


图3 微信小程序目录结构

Fig. 3 WeChat mini program directory structure

2 YOLO v8n模型改进与训练

2.1 模型训练数据集

2.1.1 数据来源

试验数据采集时间为2024年4月2—30日，地点为河南省新乡市中国农业科学院大田试验基地(35°140′N，113°782′E)，研究对象为小麦病害。采集设备使用iPhone XR智能手机在自然光照下进行拍摄，拍摄时间为9:00—12:00和14:30—18:00，图像分辨率为3 024像素×4 032像素，图像保存格式为JPG。所有数据图像均源自大田自然场景中，涵盖土壤、天空、麦田等多元化自然背景，采用顺光、逆光、近距离以及远距离等方式进行拍摄，以最大限度地丰富数据的多样性。共拍摄1 415幅图像，经过小麦病害专家识别确认后，其中小麦条锈病600幅、白粉病815幅，部分采集图像如图4所示。



(a) 条锈病　　(b) 白粉病

图4　部分小麦病害图像样本数据

Fig. 4　Image sample data of some wheat diseases

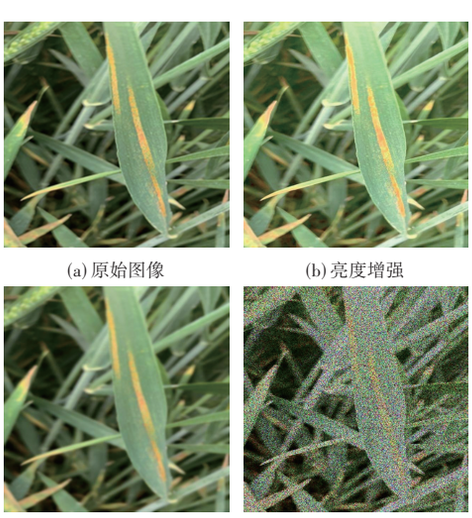
在训练模型前，对采集的图像进行归一化和特征标注，制作数据集。首先，将数据集图像分辨率调整为640像素×640像素。其次，采用LabelImg图像标注工具用于小麦病害区域的标注，遵循VOC（Visual Object Classes）数据集的标准格式，绘制了目标病害区域的矩形边界框。随后，这一过程自动生成了与每幅图像相对应的XML格式标注文件。然后，将遵循VOC标准的XML标注文件转换为YOLO框架所需的TXT格式文件，作为模型输入对模型进行训练。最后，以比例8∶1∶1划分数据集为训练集、验证集和测试集。

2.1.2　图像预处理

为应对大田复杂多变的环境，避免因数据集规模有限而引发的过拟合问题以及由此导致的模型泛化能力不足，采取了数据增强策略来扩充数据集。针对大田环境的复杂多变，通过亮度增强和色彩调整方式增强数据集；针对拍摄过程中存在的聚焦问题，采用高斯模糊算法增强数据集；针对拍摄过程中亮度不均匀存在的问题，采用添加高斯噪声增强数据集。条锈病害图像数据增强效果示例如图5所示。

2.1.3　YOLO v8算法

YOLO v8网络模型是目标检测领域的一种重要算法，它在保持高速检测的同时，提高了检测的准确性和小目标检测的能力。YOLO v8采用先进的骨干（Backbone）、颈部（Neck）架构和优化的头部（Head）设计，使得网络模型在保持实时性的同时，大幅提高了检测准确度。其中，骨干网络用于提取图像中的特征信息，颈部网络对特征进行融合和增强，头部负责预测边界框的位置、尺寸和类别。



(a) 原始图像　　(b) 亮度增强

(c) 高斯模糊　　(d) 添加高斯噪声

图5　条锈病害数据增强效果示例

Fig. 5　Example of stripe rust disease data enhancement

YOLO v8根据不同的使用场景目的分为n、s、l、m、x共5种模型，这些模型在复杂度和性能上展现出阶梯式的提升。其中YOLO v8n参数量小且检测速度快。鉴于对算法实时响应能力和模型尺寸控制的严格要求，本研究使用YOLO v8n版本。其模型结构如图6所示。

2.2　轻量化改进模型CS-YOLO

为了解决当前小麦病害检测中模型参数量大以及检测精度低等问题，提出一种基于YOLO v8n改进的病害检测模型，将改进后模型命名为CS-YOLO网络，模型结构如图7所示。模型改进方法如下：首先，使用FasterNet中的FasterNet Block替换C2f中Bottleneck模块，并对原C2f网络进行改进，降低模型计算量的同时提高模型准确性；然后使用GSConv并采用Slim-Neck设计范式中的VoV-GSCSP模块对YOLO v8n的Neck层进行改造，提高模型特征融合能力，从而提高模型检测精度。

2.2.1　C2f-Faster模块

在小麦病害检测任务中，经常采用MobileNet[21]、ShuffleNet[22]、GhostNet[23]等网络，利用深度卷积来提取网络特征，以提高模型检测性能并降低计算负荷，但这也将导致内存访问量的增大。文献[24]提出一种新的卷积模块部分卷积（Partial convolution，PConv），可以同时减少特征冗余和内存访问次数，能够有效提取空间特征。FasterNet是2023年CVPR提出的新神经网络，结合PConv设计，形成了FasterNet系列，其网络结构如图8所示。PConv只对输入特征图的一部分通道应用卷积核，而让其他通道特征保持不变，该方法允许网络更加精细地控制信息流动，减少了计算量与内存访问，同时也降低了模型复杂性。设计原理如图9所示。

FasterBlock模块是基于部分卷积模块和传统的分层Transformer思想改进而来。每一个FasterBlock模块中有一个3×3的PConv层，后面跟两个1×1的Conv层，两个Conv层之间进行批量归一化（BatchNorm，BN）和ReLU操作，最后将它们进行残差连接。FasterBlock模块结构如图10所示。

在原始的YOLO v8n主干网络中，C2f模块由标准卷积Conv和多个Botttleneck块组成，又由于传统的Botttleneck模块之间存在额外的分割（Split）操作，导致网络结构复杂、计算量大，不适合小麦病害检测任务。针对这一问题，使用FasterNet中的FasterNet Block替换C2f中Bottleneck模块，并对原C2f网络进行改进，去除了

原C2f网络中的Split操作并删除了Bottleneck模块中多余的跳层连接。并将改进后的C2f网络与FasterNet Block模块进行融合，构建新的C2f-Faster模块，降低模型参数量和计算量。C2f-Faster模块结构如图11所示。

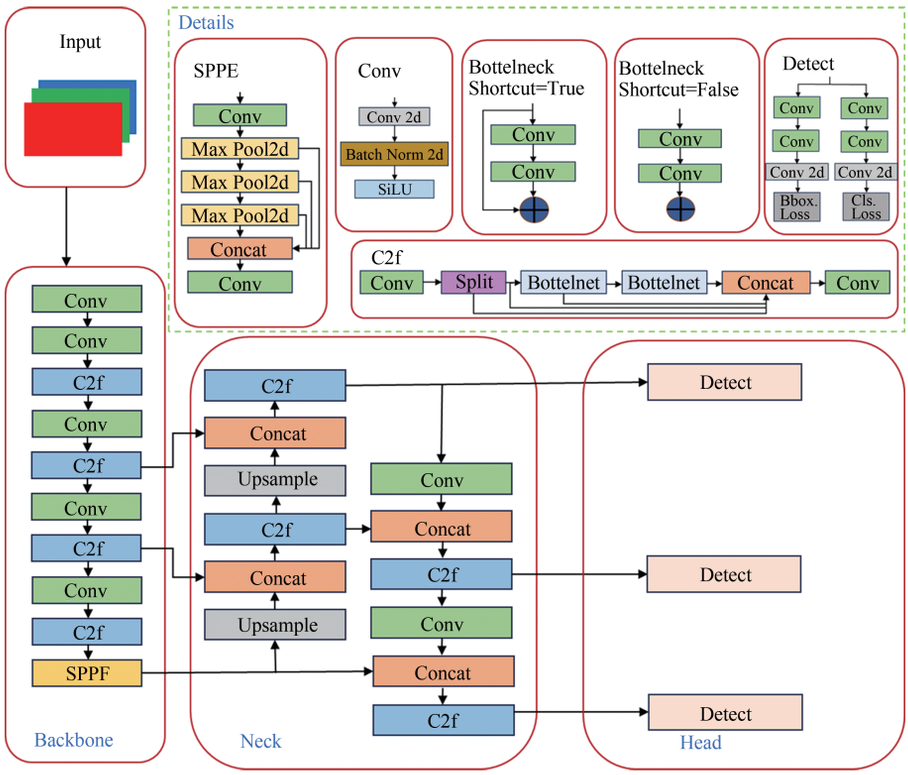


图6 YOLO v8n模型结构

Fig. 6 YOLO v8n model structure diagram

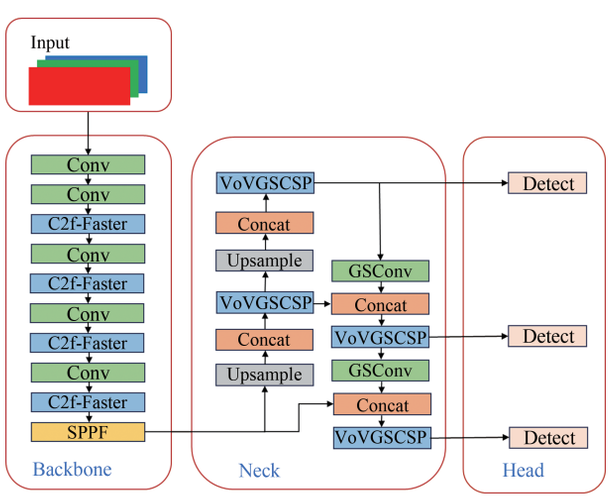


图7 CS-YOLO模型网络结构

Fig. 7 CS-YOLO model network structure diagram

2.2.2 Slim-Neck模块

在优化算法的轻量化设计过程中，采用深度可分离卷积(Depth-wise separable convolution，DSC)来替代传统的卷积操作，能够有效缩减模型所需的参数量及计算量。但是，DSC在通道信息的传递上是独立的，会导致特征图在空间压缩和通道扩展过程中损失语义信息，对病害识别的准确性产生负面影响。为了平衡算法的精度与参数量，引入GSConv轻量级卷积的理念。GSConv轻量级卷积结合分组卷积和深度可分离卷积特点，旨在减少模型参数量与计算量的同时，不降低甚至提高特征提取能力。GSConv网络结构如图12所示。

VoV-GSCSP网络结构结合了GSConv与跨级部分概念。在网络颈部结构中，融合了GSConv技术和VoV-GSCSP特有的层级交互机制，形成了类似于残差网络的跨级连接设计，其结构如图13所示。VoV-GSCSP模块

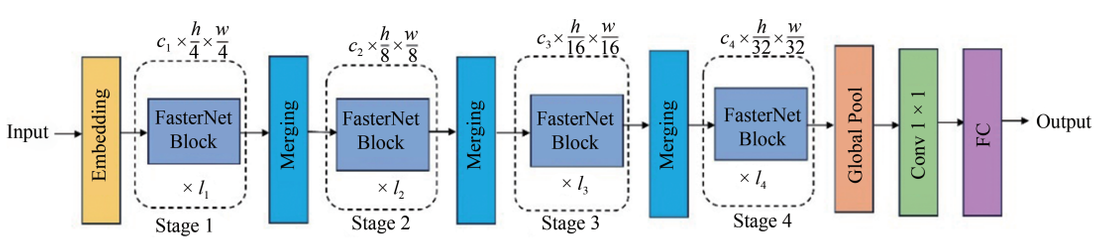


图8 FasterNet网络结构

Fig. 8 FasterNet network structure diagram

采用一种聚合策略来设计跨层网络部分，并用它来替换原有的颈部C2f模块，这样既减少模型计算负担，也简化网络结构复杂度，同时提高模型性能。Slim-Neck通过整合GSConv与VoV-GSCSP，对原始模型颈部模块进行了优化重构，既降低了计算需求，又提升了模型检测精度。

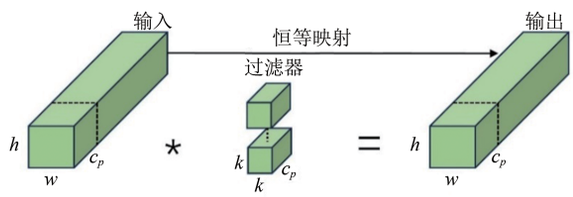


图9　PConv网络结构

Fig. 9　PConv network structure diagram

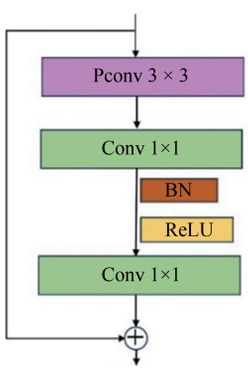


图10　FasterNet Block模块结构

Fig. 10　FasterNet Block module structure diagram

2.3　CS-YOLO模型训练

2.3.1　训练环境与参数设置

使用深度学习框架Pytorch 1.13和Python 3.8来搭建训练模型。操作平台为Win11操作系统，具体的配置如表1所示。

在本试验模型训练中，输入图像的分辨率均为640像素×640像素，使用SGD优化器训练，动量值为0.937，初始化学习率（Lr0）设置为0.01，训练迭代次数为200，使用GPU进行训练。

2.3.2　模型评价指标

采用平均精度均值（mean average precision，mAP）、浮点运算量和模型内存占用量作为评价指标，评价模型对小麦病害的检测性能。

3　试验结果与分析

3.1　消融试验

为了验证本文提出的CS-YOLO改进算法相对于基线算法的优越性，将分别从YOLO v8n基线算法、只加入C2f-Faster模块、只加入Slim-Neck和CS-YOLO算法4种情况探讨模型性能，并以mAP@0.5、浮点运算量、模型内存占用量作为评价指标，消融试验如表2所示。

由表2可知，相比于YOLO v8n，模型1引入C2f-Faster模块，mAP@0.5只有微小提升，提升0.5个百分点，且浮点运算量和模型内存占用量降低了23.2%和23.8%，其原因是C2f-Faster的骨干网络使用深度可分离卷积模块，极大地减少了模型在普通卷积时所产生的参数量和浮点运算量。相比于YOLO v8n，模型2引入Slim-Neck模块，mAP@0.5提升0.6个百分点，并且浮点运算量和模型内存占用量降低11.0%和6.3%。通过消融试验可知，CS-YOLO结合模型1和模型2后，总体计算量显著降低且mAP@0.5提升1.2个百分点，浮点运算量和模型内存占用量分别降低24.4%和17.5%，在提升算法实时性和轻量化的同时大幅提高了精度，表明了该研究所提出的改进算法的有效性。

3.2　不同算法对比试验

为了验证CS-YOLO算法改进的效果，利用同一数据集对比CS-YOLO与其它6种目标检测算法检测性能，结果如表3所示。

由表3可知，除YOLO v5外，YOLO v8n在浮点运算量、参数量及模型内存占用量小于3个网络模型情况下，

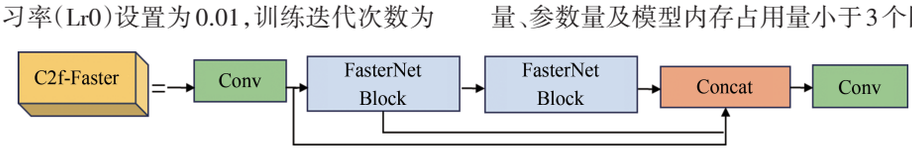


图11　C2f-Faster结构图

Fig. 11　C2f-Faster structure diagram

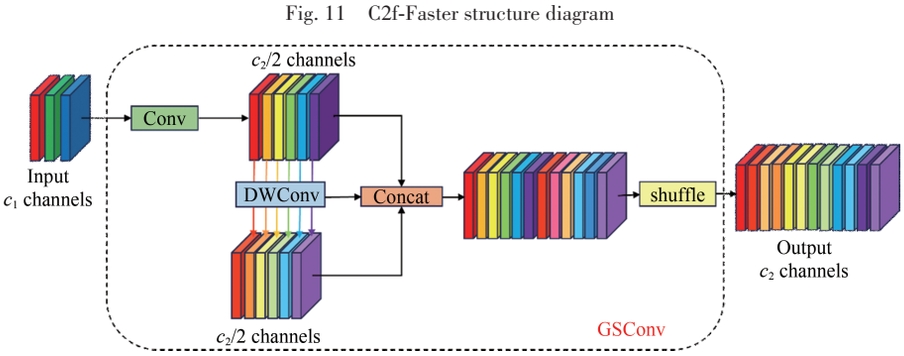


图12　GSConv模块网络结构

Fig. 12　Network structure of GSConv module

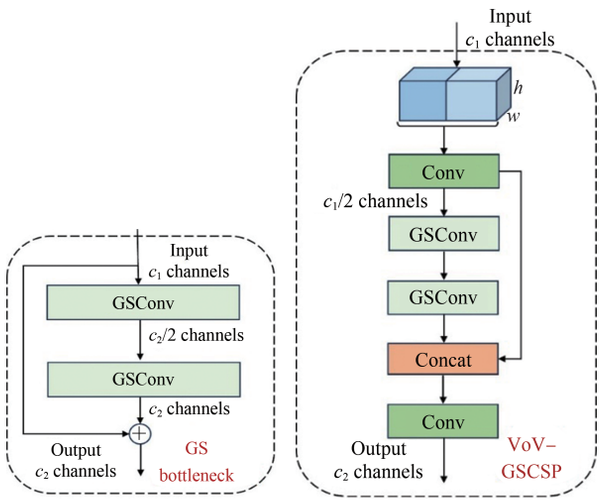


图13 GSbottleneck模块和VoV-GSCSP模块结构

Fig. 13 Structure diagram of GSbottleneck module and VoV-GSCSP module

表1 试验环境

Tab. 1 Experimental environment

配置环境	版本型号
操作系统	Windows 11
处理器(CPU)	Intel® Core i9-13900HX
显卡(GPU)	GeForce RTX 4060
编程语言	Python 3.8
深度学习框架	Pytorch 1.13

表2 消融试验结果

Tab. 2 Ablation test results

模型	C2f-Faster	Slim-Neck	mAP@0.5/%	浮点运算量	内存占用量/MB
YOLO v8n	×	×	88.0	8.2×10^9	6.3
模型1	√	×	88.5	6.3×10^9	4.8
模型2	×	√	88.6	7.3×10^9	5.9
CS-YOLO	√	√	89.2	6.2×10^9	5.2

注:√表示使用该模块,×表示未使用该模块。

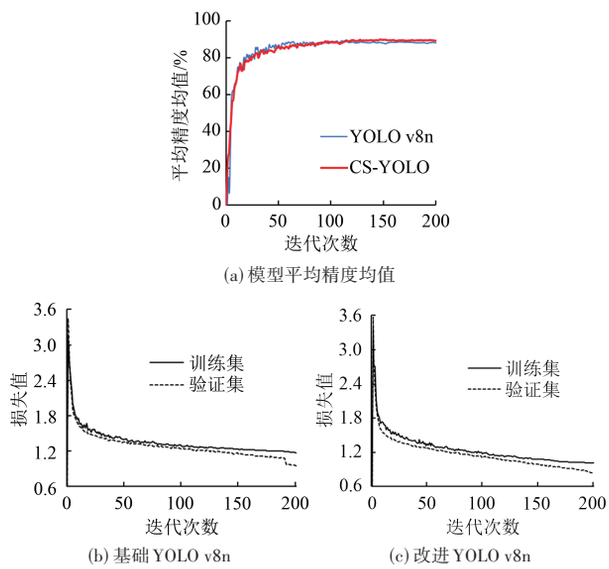
表3 CS-YOLO与其它5种目标检测算法检测性能对比

Tab. 3 Comparison of detection performance of CS-YOLO with five other object detection algorithms

模型	mAP@0.5/%	浮点运算量	参数量	内存占用量/MB
YOLO v8n(baseline)	88.0	8.20×10^9	3.00×10^6	6.3
YOLO v3-tiny	79.4	2.58×10^{10}	1.21×10^7	23.3
YOLO v5	87.2	7.20×10^9	2.50×10^6	5.1
YOLO v6	89.0	1.19×10^{10}	4.20×10^6	8.3
YOLO v7	87.2	1.05×10^{11}	3.72×10^7	71.3
YOLO v7-tiny	87.8	1.32×10^{10}	6.00×10^6	46.4
CS-YOLO	89.2	6.20×10^9	2.40×10^6	5.2

mAP@0.5均优于YOLO v3-tiny、YOLO v7和YOLO v7-tiny,YOLO v6的mAP@0.5略高于YOLO v8n,但YOLO v6浮点运算量、参数量及模型内存占用量比YOLO v8n的高3.70×10^9、1.20×10^6以及2.0 MB;YOLO v5浮点运算量、参数量及模型内存占用量虽最小,但YOLO v5的mAP@0.5略低于YOLO v8n。可知YOLO v8n在对比模型中效果最好,相比原始YOLO v8n,改进算法CS-YOLO浮点运算量、参数量及模型内存占用量更小,并且mAP@0.5更优。

相比于YOLO v8n,CS-YOLO模型的mAP@0.5相对稳定,如图14a所示。对于训练迭代次数与损失值的变化,基础YOLO v8n模型在迭代至80次左右时,损失值才开始收敛,如图14b所示;改进的模型在迭代至50次左右时,损失值已经开始收敛,如图14c所示。虽然CS-YOLO模型收敛速度比基础YOLO v8n模型慢,但CS-YOLO模型损失值降低得更快,最终损失值也更低。综上,CS-YOLO算法在多个指标方面均展现出其优越性。



(a) 模型平均精度均值

(b) 基础YOLO v8n (c) 改进YOLO v8n

图14 模型性能比较

Fig. 14 Model performance comparison

3.3 微信小程序系统实现

微信小程序分为首页、小麦病害分类、病害检测和新闻资讯4个模块,各部分功能具体如下:

(1)首页与新闻资讯。小程序首页界面,主要包括病害类型图标展示和病害简介内容,如图15a所示;点击病害类型图标,可直接跳转到对应的病害类型介绍界面,如图15b所示;在小程序新闻资讯页,可以阅读新闻资讯,如图15c所示;点击对应操作栏可阅读详细新闻内容,如图15d所示。

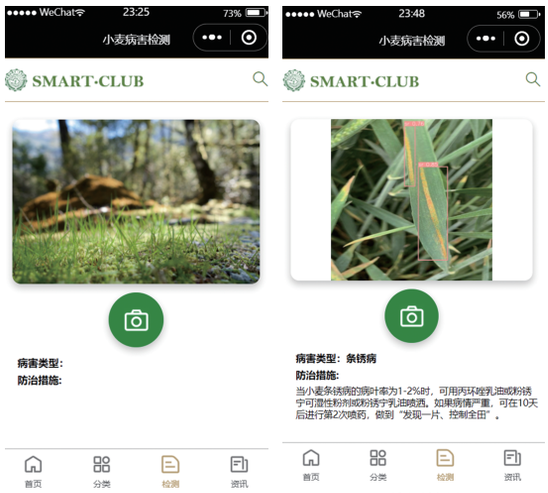
(2)病害检测。病害检测模块可以检测小麦叶片病害位置并识别病害的种类。根据识别得到的病害类型,调用百度接口,从网页中获取防治结果并返回至小程序端。在小麦病害检测时,可以通过现场拍照或从相册中选择图像上传,发送请求给服务器,服务器后台调用本研究提出的CS-YOLO模型对上传的图像进行分析,将检测结果返回小程序,显示在检测界面中,如图16所示。



(a) 首页界面　(b) 病害类型简介页　(c) 新闻资讯页　(d) 新闻详情页

图 15　微信小程序界面

Fig. 15　WeChat mini program interface



(a) 检测页　(b) 检测结果

图 16　病害检测页

Fig. 16　Disease detection page

4　结论

(1)在YOLO v8n模型基础上，提出了一种改进的轻量化检测模型CS-YOLO。使用FasterNet中的FasterNet Block替换C2f中Bottleneck模块，并对原C2f网络进行改进；使用GSConv并采用Slim-Neck设计范式中的VoV-GSCSP模块对YOLO v8的Neck进行改造。改进的模型在识别准确率和模型内存占用量等方面都较YOLO v8n模型有一定的改善。结果表明，CS-YOLO模型平均精度均值提高1.2个百分点，浮点运算量和模型内存占用量分别降低2.00×10^9和1.1 MB。

(2)为验证CS-YOLO网络模型检测效果，设置对比试验。结果表明，改进后CS-YOLO网络模型检测效果优于原始YOLO v8n和其他对比模型，对于小麦病害识别效果更好，不仅能精准检测复杂场景下病害特征，而且参数量、浮点运算量和模型内存占用量均为最低，为大田环境小麦病害快速检测提供了方法支持。

(3)基于模型开发的小麦病害智能检测系统，可通过微信小程序为使用者提供精准快速的小麦病害检测服务，小程序画面渲染稳定，能成功识别病害类型，检测病害位置。

参　考　文　献

[1] 王也，蒋沁宏，车琳，等.我国小麦产区间病害发生与损失差异比较研究[J].植物保护，2022，48(4)：278－285.
WANG Ye，JIANG Qinhong，CHE Lin，et al. Disease occurs and the loss difference between China's wheat-growing areas comparative study [J]. Journal of Plant Protection，2022，48(4)：278－285.(in Chinese)

[2] 廖娟，陶婉琰，臧英，等.农作物病虫害遥感监测关键技术研究进展与展望[J].农业机械学报，2023，54(11)：1－19.
LIAO Juan，TAO Wanyan，ZANG Ying，et al. Research progress and prospect of key technologies for remote sensing monitoring of crop pests and diseases [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery，2023，54(11)：1－19.(in Chinese)

[3] USHA R A，GEORGE C C J，CHAI THANYA B N，et al.Wheat leaf disease classification using modified ResNet50 convolutional neural network model[J].Multimedia Tools and Applications，2024，83(23)：62875－62893.

[4] YANG Chenghai. Application of remote sensing and precision agriculture technology in crop disease detection and management [J]. Engineering，2020，6(5)：102－112.

[5] WANG H，XIAO M.Research on the segmentation of rice leaf blast spots based on color space and POS-improved BP neural network [J]. International Journal of Mechatronics and Applied Mechanics，2023，13：48－57.

[6] XU P，WU G，GUO Y，et al.Automatic wheat leaf rust detection and grading diagnosis via embedded image processing system[J].Procedia Computer Science，2017，107：836－841.

(下转第355页)

[28] WANG M, ZHENG S, LI X, et al. A new image denoising method based on Gaussian filter[C]//2014 International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering (TSEEE), 2014.
[29] 国家市场监督管理总局,中国国家标准化管理委员会.GB/T 9959.1-2019 鲜、冻猪肉及猪副产品 第1部分:片猪肉[S].北京:农业农村部, 2019.
[30] 谢斌, 矫伟鹏, 刘楷东, 等. 基于接触状态感知的羊胴体后腿自适应分割控制方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(9): 306-315.
XIE Bin, JIAO Weipeng, LIU Kaidong, et al. Adaptive segmentation control method of sheep carcass hind legs based on contact state perception[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(9): 306-315.(in Chinese)
[31] MYHAN R, MARKOWSKI M, DASZKIEWICZ T, et al. Non-linear stress relaxation model as a tool for evaluating the viscoelastic properties of meat products[J]. Journal of Food Engineering, 2015, 146: 107-115.
[32] 苏光明, HOSAHALLI S Ramaswamy, 于勇, 等. 牛肉高压冷冻过程中热变化和冰晶形态研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(3): 206-214.
SU Guangming, HOSAHALLI S Ramaswamy, YU Yong, et al. Thermal behaviors and ice crystal properties in pressure shift freezing of beef[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(3): 206-214.(in Chinese)
[33] 孙光全, 冯耀泽, 朱明, 等. 面向长途冷链下不同冷冻方式对大口黑鲈品质的影响[J]. 农业工程学报, 2023, 39(24): 316-326.
SUN Guangquan, FENG Yaoze, ZHU Ming, et al, Effects of different freezing methods on the quality of *Micropterus salmoides* oriented to long-distance cold chain[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(24): 316-326.(in Chinese)

(上接第287页)

[7] 黄铝文,关非凡,谦博,等.基于2D DWT与MobileNetV3融合的轻量级茶叶病害识别[J].农业工程学报,2023,39(24):207-214.
HUANG Lüwen, GUAN Feifan, QIAN Bo, et al. Lightweight tea disease recognition based on fusion of 2D DWT and MobileNetV3 [J]. Transactions of the CSAE, 2023,39(24):207-214.(in Chinese)
[8] 左昊轩,黄祺成,杨佳昊,等.基于改进YOLO v5s的作物黄化曲叶病检测方法[J].农业机械学报,2023,54(增刊1):230-238.
ZUO Haoxuan, HUANG Qicheng, YANG Jiahao, et al. Detection method of crop yellowing leaf curve based on improved YOLO v5s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(Supp.1):230-238.(in Chinese)
[9] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.,2017,39(6):1137-1149.
[10] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector [C]//Computer Vision-ECCV 2016: 14th European Conference,2016:21-37.
[11] ORCHI H, SADIK M, KHALDOUN M, et al. Real-time detection of crop leaf diseases using enhanced YOLO v8 algorithm [C] 2023 IWCMC,2023:1690-1696.
[12] YANG Z,FENG H,RUAN Y,et al.Tea tree pest detection algorithm based on improved Yolov7-Tiny[J].Agriculture,2023,13(5):1031.
[13] SHI Q,LI C,GUO B, et al.Manipulator-based autonomous inspections at road checkpoints:application of faster YOLO for detecting large objects[J].Defence Technology,2022,18(6):937-951.
[14] 李就好,林乐坚,田凯,等.改进Faster R-CNN的田间苦瓜叶部病害检测[J].农业工程学报,2020,36(12):179-185.
LI Jiuhao, LIN Lejian, TIAN Kai, et al. Improved field disease detection of bitter melon leaves by Faster R-CNN [J]. Transactions of the CSAE, 2020,36(12):179-185. (in Chinese)
[15] XUE Z,XU R,BAI D,et al.YOLO-tea:a tea disease detection model improved by YOLO v5[J].Forests,2023,14(2):415.
[16] 柳春源,陈洪建,曾小辉,等.基于 YOLO-V5与 ResNet50 的农田害虫检测[J].人工智能与机器人研究,2022,11(3):236-247.
LIU Chunyuan, CHEN Hongjian, ZENG Xiaohui, et al. Detection of farmland pests based on YOLO-V5 and ResNet50 [J]. Research on Artificial Intelligence and Robotics, 2022,11(3):236-247. (in Chinese)
[17] 时雷,杨程凯,雷镜楷,等.基于改进YOLO v8s的小麦小穗赤霉病检测研究[J].农业机械学报,2024,55(7):280-289.
SHI Lei, YANG Chengkai, LEI Jingkai, et al. Wheat spikelet detection of fusarium head blight based on improved YOLO v8s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024,55(7):280-289. (in Chinese)
[18] 胡灿,王兴旺,王旭峰,等.基于Android手机的田间棉花产量预测系统设计[J].农业机械学报,2023,54(增刊2):252-259,277.
HU Can, WANG Xingwang, WANG Xufeng, et al. Design of field cotton yield prediction system based on Android phone [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(Supp.2):252-259,277. (in Chinese)
[19] 乐羿成. 基于Android的作物冠层抓拍传输及其图像自动管理系统开发[D]. 杭州:浙江理工大学, 2017.
YUE Yicheng. Development of Android based capture & transmission of crop canopy and automatic system on its image management[D]. Hangzhou:Zhejiang Sci-Tech University, 2017. (in Chinese)
[20] 刘万学,腩乃阳,韩爽,等.基于Android和深度学习的外来入侵植物智能识别系统[J].植物保护,2021,47(4):174-179,233.
LIU Wanxue, KUAI Naiyang, HAN Shuang, et al. Intelligent recognition system for invasive alien plants based on Android and deep learning [J]. Plant Protection, 2021,47 (4) : 174-179, 233. (in Chinese)
[21] FU-KUAN W , YI-QI H , ZHAO-CHENG H , et al. MRUNet: a two-stage segmentation model for small insect targets in complex environments[J]. Journal of Integrative Agriculture,2023,22(4):1117-1130.
[22] ZHANG X Y, ZHOU X Y, LIN M X, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2018:6848-6856.
[23] WANG T, CHEN Q, LANG X, et al. Detection of oscillations in process control loops from visual image space using deep convolutional networks[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica,2024,11(4):982-999.
[24] CHEN J, KAO S, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023:12021-12031.