

基于图像自动标注与改进 YOLO v5 的番茄病害识别系统

张领先 景嘉平 李淑菲 朱昕怡 乔琛
(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

摘要: 针对作物病害识别系统功能单一, 缺乏系统升级机制, 人工升级系统成本较大的问题, 以番茄病害为例, 提出了基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法和改进 YOLO v5 的番茄病害识别模型; 结合数据集自动划分、模型自动训练与评估、手机 APP 自动创建与更新理念, 设计了一种可以自动升级的番茄病害识别系统; 引入专家审查校正机制, 提高了系统识别结果的可靠性。实验结果表明, 该系统实现了对番茄的健康叶片与 9 类病害叶片进行识别, 可以在实际应用中通过手机 APP 识别番茄病害的同时自动扩充番茄病害图像数据集, 并根据数据扩充量自动启动系统的升级优化流程, 由此不断提升该系统的番茄病害识别性能。该系统为番茄生产提供了一个便捷、可靠的番茄病害识别工具。

关键词: 番茄; 神经网络; 自动标注; 病害识别; 专家审查; 自动升级

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)11-0198-10 **OSID:** 

Tomato Disease Recognition System Based on Image Automatic Labeling and Improved YOLO v5

ZHANG Lingxian JING Jiaping LI Shufei ZHU Xinyi QIAO Chen
(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Intelligent recognition of crop diseases is a hot topic in the intersection of artificial intelligence and agriculture. At present, the crop disease identification system has a single function and lacks a system upgrade mechanism, and the cost of manual upgrade system is large. To solve the above problems, tomato disease was taken as an example, automatic tomato leaf image labeling algorithm was proposed based on OpenCV and an improved YOLO v5 tomato disease recognition model was constructed. Combining the ideas of automatic data set division, automatic model training and evaluation, and automatic creation and update of mobile phone APP were combined, and a tomato disease recognition system that can be automatically upgraded was designed. The expert review and correction mechanism was introduced to improve the reliability of the system identification results. The experimental results showed that the system realized the identification of the healthy leaves of tomato and the nine kinds of disease leaves, it can automatically expand the tomato disease image data set while identifying tomato diseases through the mobile phone APP in practical application, and automatically start the upgrade and optimization process of the system according to the number of data expansion, so as to continuously improve the tomato disease recognition performance of the system. The design of the system can provide a convenient and reliable tool for tomato disease identification in tomato production.

Key words: tomato; neural network; automatic annotation; disease recognition; expert review; automatic upgrade

0 引言

我国是世界上番茄种植面积最大的国家,产量稳居世界第一,但是种类繁多、易频发的番茄病害对番茄高产稳产造成重大障碍^[1]。因此对番茄病害识别方法的研究受到越来越多的关注。

深度学习技术因其具有自动、高效、准确的特点,应用于作物病害识别已是必然趋势^[2]。但目前

有关番茄病害识别方法的研究主要是将某种经过训练的深度学习模型植入到一个专门设计的 PC 桌面应用、Web 应用、手机 APP 或微信小程序中实现对病害的识别。曲莹^[3]设计了一个 PC 桌面应用,首先对需要检测的图像进行上传,然后利用训练好的模型对番茄病害进行识别,最后在系统的文本框中显示识别结果的病害信息。黎振^[4]创建了一个 Web 网页,由此网页上传番茄叶片图像到部署了神经网络模型的服务器进行病害识别,最后再将识别结果回显到 Web 网页。白云东^[5]将训练好的模型移植到 Android 应用软件中,通过手机相册选择或手机相机拍摄需要识别的番茄病害叶片图像,通过部署在手机中的模型进行识别,识别完成后在系统界面显示番茄叶片患有的疾病类型。上述方法只能简单地对番茄叶片病害进行识别,若对系统进行升级提高系统识别性能,则需要继续收集番茄病害叶片图像并进行手工标注扩充数据集,然后重新执行模型训练到系统创建的整个过程,不仅操作繁琐,并且耗费大量人力成本。

对此,本文提出一种可以自动扩充数据和系统自动升级的番茄病害识别系统。该系统在基于 OpenCV^[6]的番茄叶片图像自动标注算法与改进 YOLO v5^[7]的番茄叶片病害识别模型的基础上,结合数据集自动划分、模型自动训练与评估、手机 APP 自动创建与更新功能,构建初步的番茄病害识别系统。同时考虑到进一步保证系统识别结果的可靠性,引入专家审查和校正功能,完成系统设计。

1 材料与方法

本文番茄病害识别方法可分为数据集构建、数据自动标注、模型构建和番茄病害识别应用 4 部分。首先根据番茄病害特征选取病害图像,批量修改图像名称完成数据集构建。然后以边缘检测技术为核心设计番茄图像数据自动标注算法,对数据集进行自动标注;改进 YOLO v5 创建番茄病害识别模型。最后集成自动标注算法、病害识别模型与其他功能机制创建番茄病害识别系统识别番茄病害(图 1)。

1.1 番茄病害叶片图像选取与预处理

不同的番茄病害具有不同颜色、纹理的病斑特征与不同形态的叶片特征^[8]。结合番茄病害的颜色、纹理、形状等特征对病害进行识别,可提高病害类型的识别精度^[9]。因此本文根据各类病害叶片的形状、颜色、病斑纹理等特征,从 PlantVillage 数据集^[10]的 10 类番茄病害图像的每类中各选取 370 幅具有代表性的图像,构建具有 3 700 幅图像的番茄病害图像数据集。PlantVillage 数据集的每类图像

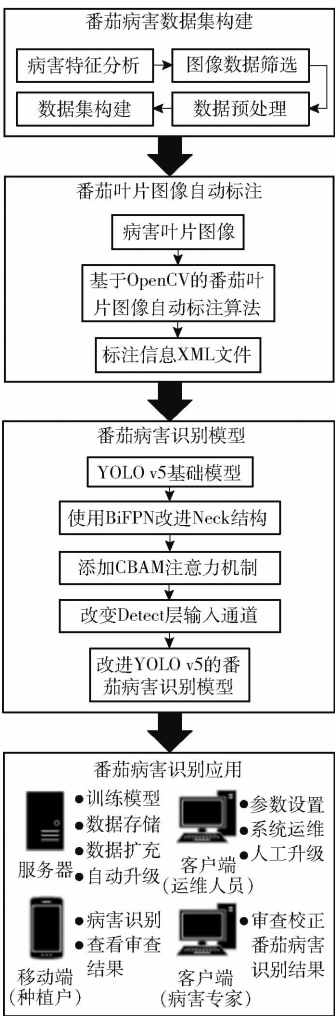


图 1 番茄病害识别流程

Fig. 1 Tomato disease identification process

存储在一个文件夹中,本文利用 Python 语言的 OS 标准库编写代码,对各番茄病害类别文件夹中所有图像的文件名进行批量处理,在文件名前面加上表示标注类别的字母(健康 HH、疮痂病 BS、早疫病 EB、晚疫病 LB、叶霉病 LM、斑枯病 SL、红蜘蛛损伤病 SM、斑点病 TS、花叶病 MV、黄化曲叶病 YL),例如将番茄疮痂病图像文件夹下名为 image (1). JPG 图像文件名修改为 BSimage (1). JPG,由此完成数据集的预处理,为使用基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法对数据集进行标注时获取标注类别做准备。

1.2 基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法

目前,图像数据标注工作主要是通过使用 LabelImg、LabelMe 等图像标注工具逐一对图像进行手工标注,工作量繁重^[11]。有关图像自动标注方法的研究主要是运用机器学习或深度学习,如李艳等^[12]提出了一种基于综合几何关系稀疏自注意力机制的图像标注方法,谢禹等^[13]提出了融合自动标注半监督学习的协同训练算法,基于 SSD 设计了目

标检测自动标注模型。但是这些自动标注方法仍然需要先手动标注大量图像数据用于训练自动标注模型,然后再应用模型对图像进行自动标注。

为了真正实现对番茄叶片图像的全自动标注,本文在常规图像边缘检测流程(首先将三通道的彩色

色图像转换为单通道灰度图像,再对灰度图像进行一次高斯滤波与一次中值滤波,最后对灰度图像进行边缘检测)的基础上改进设计了基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法(图 2)。算法步骤如下:

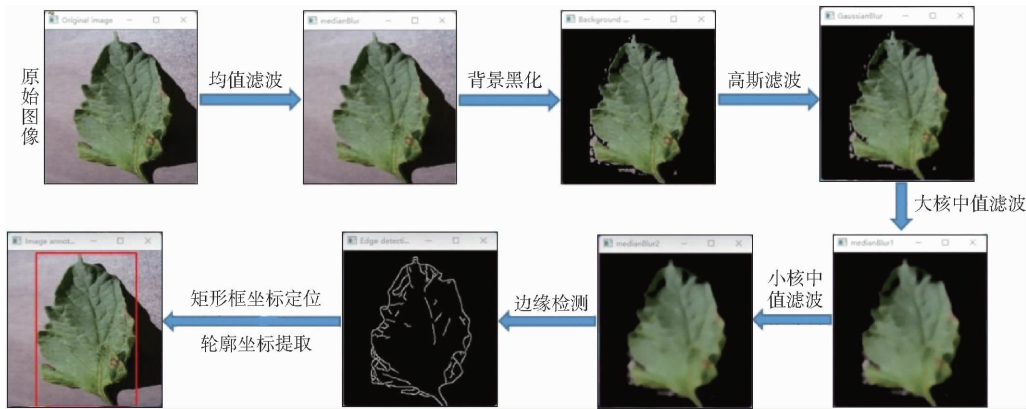


图 2 自动标注算法获取标注位置流程图

Fig.2 Flowchat of automatic annotation algorithm to obtain annotation position

(1)首先使用均值滤波器^[14]对原叶片图像进行滤波,一定程度上减小图像像素的突变,有利于减少图像边缘检测时产生的叶片边缘轮廓断点。

(2)分析图像中叶片主体、叶片影子与图像背景 3 部分的像素值特点,发现叶片主体部分像素点三原色的 $R、G、B$ 值差距较大,而叶片影子与图像背景部分的像素点 $R、G、B$ 值差距较小。于是对图像中的每个像素点逐一进行计算和处理,首先经调试确定一个值域阈值 a (从 $a = 1$ 开始,通过本文基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法中的边缘检测流程,对一幅具有叶片影子的番茄叶片图像进行边缘检测测试,每测试一次, a 增加 1,观察每次测试的检测效果,找到不存在叶片影子轮廓且叶片边缘最清晰时的 a 值,此时 $a = 12$ 。令 $a = 12$ 对另外 10 幅具有叶片影子的番茄叶片图像进行边缘检测,检测结果均不存在叶片影子轮廓且叶片边缘清晰,最终确定值域阈值 a 为 12),然后分别计算每个像素点 $R、G、B$ 三值的均值 u ,并判断 $R、G、B$ 数值是否都在 $(u - a, u + a)$ 区间内,是则将三值全部赋值为 0 ($R、G、B$ 都为 0 的像素点为黑色)。通过此方法黑化番茄叶片图像背景,消除叶片影子对叶片边缘检测的影响。

(3)再对图像进行高斯滤波^[15],弱化图像原有的以及上一步像素处理过程中产生的高斯噪声。

(4)使用较大滤波核的中值滤波^[16]去除图像中大部分均值滤波与高斯滤波这两种线性滤波方式难以完全消除的椒盐噪声。

(5)进一步使用较小滤波核的中值滤波去除步骤(4)中遗留下来的较小椒盐噪声。

(6)使用 Canny 算子^[17]对图像进行边缘检测,得到叶片边缘轮廓的二值化图像。

(7)提取二值化图像中叶片边缘轮廓像素点坐标组成的数组。

(8)最后通过该数组确定叶片边缘轮廓的最小外接正矩形框的左上角和右下角两个坐标值,最终得到图像的标注位置。

本文的番茄叶片图像自动标注算法通过读取番茄叶片图像文件名获取图像的标注类别。

利用该算法完成对番茄叶片图像的标注后会生成存放标注信息的标注格式 XML 文件,可直接用于模型的训练和评估。

1.3 改进 YOLO v5 的番茄病害识别模型

YOLO(You only look once)^[18]相比先生成候选区域再通过卷积网络确定目标的双阶段检测算法^[19],只需将被检图像经过一次卷积网络提取特征,然后直接回归图像中目标的位置和类别的置信概率,因此网络处理速度更快,但精度略低。不过随着 YOLO 网络的不断改进,检测速度特别是精度都有很大的提升,检测精度已经优于大部分双阶段目标检测算法。因此,本文以 YOLO v5 - 6.1 版作为基础网络进行改进,通过使用 BiFPN 改进 Neck 结构、添加 CBAM 注意力机制与改变检测层输入通道 3 种改进策略提升模型对番茄病害的识别性能。

1.3.1 使用 BiFPN 改进 Neck 结构

YOLO v5 使用 PANet 结构^[20]进行特征融合,该结构只能无差别地对不同尺度的特征进行处理,不利于对重要特征的融合。BiFPN^[21]在 PANet 上进行改进,删除了无特征融合的单输入节点简化网络结

构,并在同一层的输入与输出节点间直接添加一条通道,构建加权双向的特征金字塔网络,使网络能够融合更多特性(图 3)。

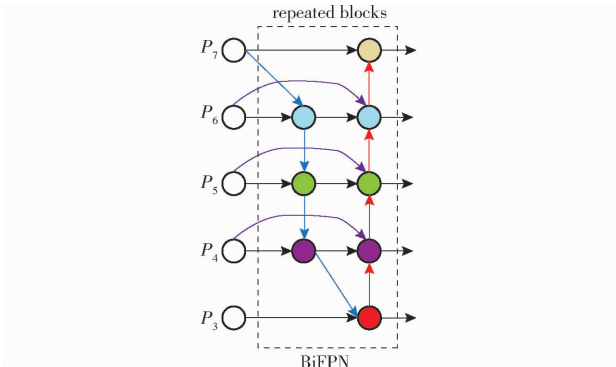


图 3 BiFPN 结构图

Fig. 3 Structural diagram of BiFPN

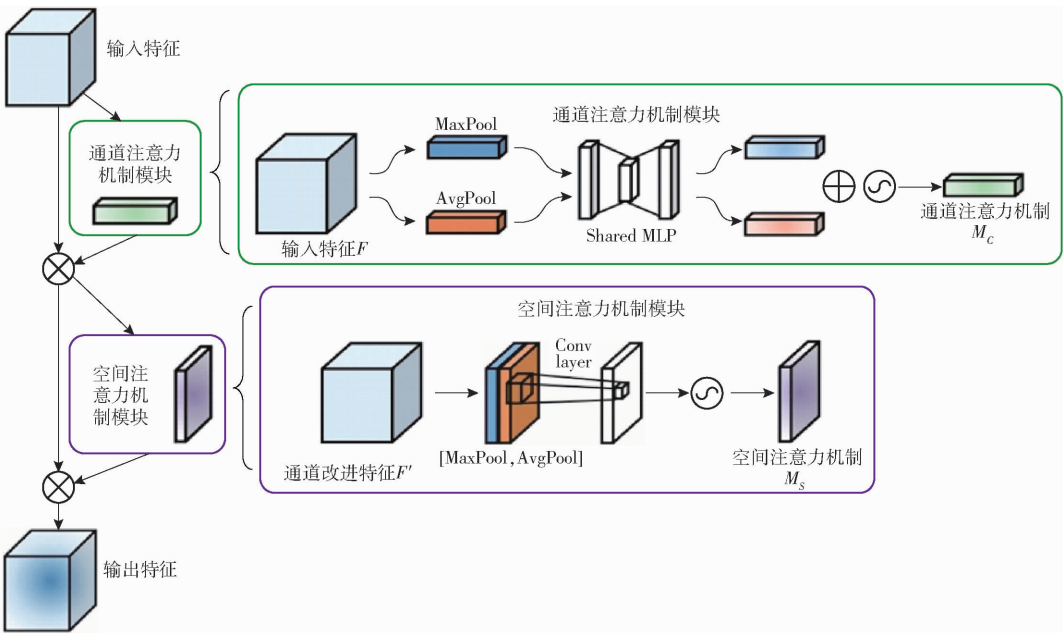


图 4 CBAM 网络结构图

Fig. 4 Structural diagram of CBAM network

Conv_CBAM 模块,用其替换了网络结构第 18 层的 Conv,提高了网络对图像中番茄叶片位置与病害类别的检测能力。

1.3.3 改变检测层输入通道

YOLO v5 网络通过 Detect 层的 3 个 Detect 检测器分别对来自 17、20、23 层的特征图进行目标检测,3 个输入通道全部位于网络结构的后半部分,从而容易忽视输入特征在网络结构从前端到后端的特征提取和融合过程中可能造成的特征损失。所以本文将 17 层的输入通道改为 13 层,使得网络结构前半部分的融合特征能够直接参与检测,输入通道的分布更加均衡,能够在一定程度上减少番茄病害图像的特征损失,获得更准确的番茄病害检测结果。

改进得到的番茄病害识别模型整体网络结构如图 5 所示。

张志远等^[22]使用 BiFPN 改进 YOLO v5 的 Neck 结构,增强了模型对樱桃的特征表达能力。本文采用相同策略改进模型,提高模型多尺度融合过程中对番茄病害特征的提取能力。

1.3.2 添加 CBAM 注意力机制

CBAM^[23] 注意力机制包含通道注意力机制 (CAM) 和空间注意力机制 (SAM) (图 4)。CAM 可以在不改变通道的同时压缩空间维度使得能够更加关注目标的类别信息;SAM 可以在不改变空间维度的同时压缩通道数量使得更加关注目标的位置信息。

李凯雨等^[24]将 CBAM 添加到 UNet 模型中,提高病斑特征的提取能力,抑制背景的影响。本文在 YOLO v5 网络的 Conv 模块的后面加入 CBAM 创建

1.4 评价指标

本文使用精确率 (P)、召回率 (R)、交并比 (IOU) 为 0.5 时的平均精度均值 $mAP@0.5$ 与从 0.5 到 0.95 步长为 0.05 的不同 IOU 值的平均精度均值的平均值 $mAP@0.5:0.95$,以及各病害类别的精确率及其方差 δ^2 作为模型评价指标。

2 实验结果与分析

2.1 图像自动标注算法

使用基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法对番茄叶片图像数据集进行标注,通过 LabelImg 对自动标注结果进行检测,每类病害的前 10 幅图像的自动标注结果如图 6 所示。经过检查,发现所有图像都得到了正确的标注类别,不过有少数标注框不符合要求,存在如图 6 中 BS 类第 7 幅图像的标注

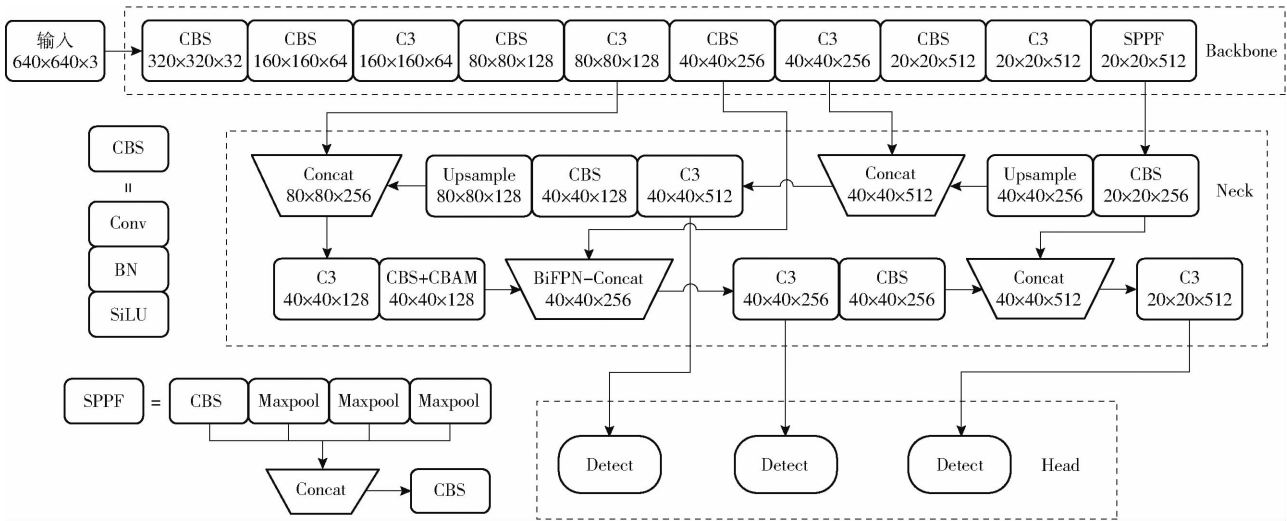


图 5 改进 YOLO v5 模型整体网络结构

Fig. 5 Overall network structure diagram of improved YOLO v5 model

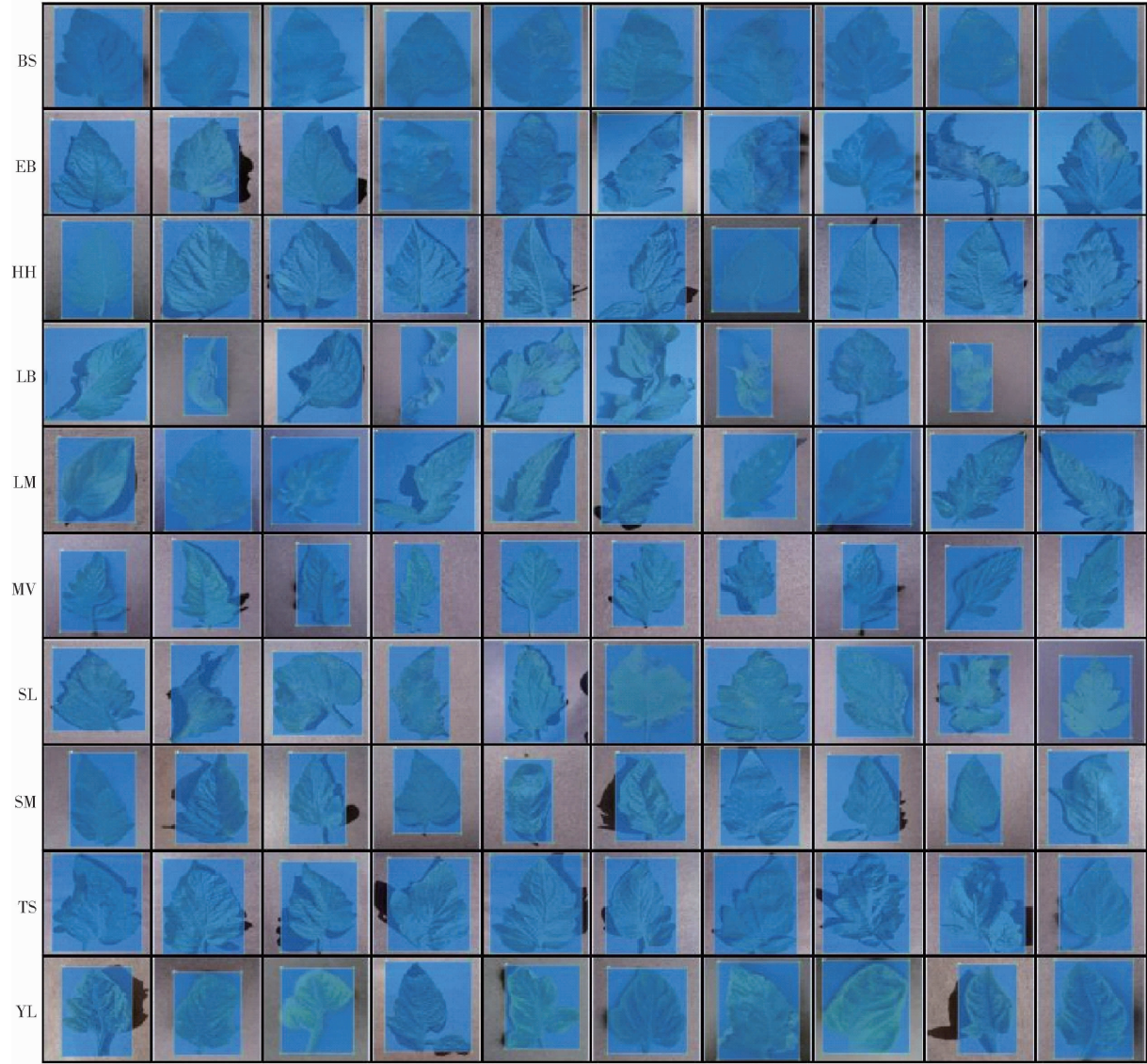


图 6 番茄叶片图像数据集的部分标注结果

Fig. 6 Partial annotation results of tomato leaf image dataset

框过大与叶片轮廓存在较大间隙,或 SM 类第 5 幅图像的标注框过小未能完全标注整个叶面的问题,但大部分上述问题未严重到影响模型训练效果,无需进行调整。据统计,3 700 幅图像中只有 179 幅存在

这些问题,合格率达到 95% ,可以满足系统应用要求。

2.2 番茄病害识别模型

将完成标注的番茄病害图像数据集按 8:1:1 划分为训练集、验证集和测试集,对模型进行训练与评估。改进 YOLO v5 与 YOLO v5 原始模型对番茄病害进行识别的性能测试结果如表 1 与表 2 所示。

表 1 模型性能指标

Tab.1 Model performance metrics

模型	<i>P</i> /%	<i>R</i> /%	δ^2 /	mAP@ 0. 5 / mAP@ 0. 5 ; 0. 95 /	
			% ²	%	%
YOLO v5	92. 7	95. 9	23. 8	97. 6	85. 6
改进 YOLO v5	96. 4	98. 8	2. 8	99. 1	88. 3

表 2 模型对各类病害的识别精确率

Tab.2 Precision of model to identify all kinds of diseases

模型	LB	LM	MV	SL	SM	TS	YL	BS	EB	HH
YOLO v5	86. 4	93. 0	100	94. 0	98. 4	92. 1	91. 9	88. 3	85. 0	98. 3
改进 YOLO v5	94. 8	96. 9	100	95. 6	98. 1	95. 1	96. 2	94. 4	95. 5	97. 8

从表 1 可知,改进 YOLO v5 模型的 *P*、*R*、mAP@ 0. 5、mAP@ 0. 5 : 0. 95 值均有提高,分别提高 3. 7、2. 9、1. 5、2. 7 个百分点,同时 δ^2 降低 21%²。从表 2 可以看到,改进 YOLO v5 对 SM 与 HH 类的识别精确率有较小下降,分析其原因可能是因为改进模型中添加了 CBAM 和 BiFPN,使经过训练后的模型参数更加关注发病后的叶片形态与病斑特征,参数的变化不适用于对没有病害特征的健康叶片 (HH) 和病害特征不明显的红蜘蛛损伤病 (SM,病斑为白色细小斑点) 的识别,导致改进模型对这两类的识别精确率降低。但改进 YOLO v5 对其他 7 类病害的识别精度均有较大提升。这些说明改进 YOLO v5 模型的番茄病害识别性能比 YOLO v5 基础模型有很大的提升,对各类病害的识别效果也更加均衡。改进 YOLO v5 模型的病害识别精确率为 96. 4%,满足部署在手机 APP 中对番茄病害进行识别应用的需求。

3 番茄病害识别系统设计与实现

3.1 系统设计

3.1.1 系统设计目标

本系统总体设计目标是在实际应用中实现数据自动扩充与系统自动升级。

(1)设计基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法,用于植入在系统中创建系统的图像自动标注界面,使系统实现对番茄叶片图像的一键自动标注。

(2)改进 YOLO v5 构建番茄病害识别模型,用于部署在手机 APP 中,对手机相册中的或者相机拍摄的番茄病害图像进行准确的病害识别。

(3)开发番茄病害识别系统,在系统中引入数据集自动划分、模型自动训练与评估和手机 APP 自动创建与更新功能,简化人工进行系统升级的操作流程。

3.1.2 系统运行流程设计

系统设计具体运行流程如图 7 所示,具体步骤为:

(1)使用系统的番茄叶片图像自动标注功能完成对番茄病害叶片图像数据集的自动标注,为模型的训练、验证与测试提供充足的数据。

(2)检查番茄病害叶片图像数据的标注结果是否全部符合标注要求,对错误的标注结果进行修改。

(3)按设定的训练集、验证集和测试集的划分比例对番茄病害叶片图像数据集进行划分。

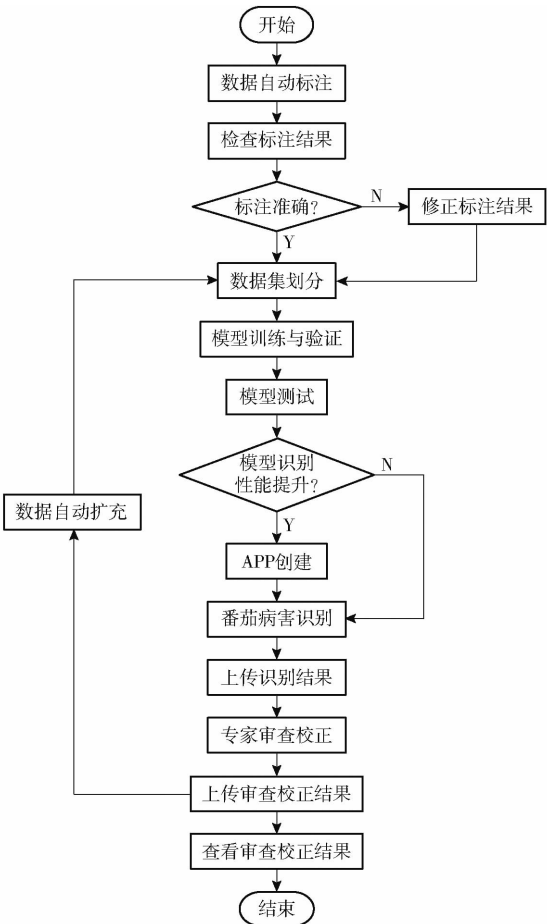


图 7 系统运行流程图

Fig. 7 Flowchart of system operation

(4)选择划分好的番茄病害叶片图像数据集,对模型完成训练与验证后,再进行模型测试,评估模型的番茄病害识别性能。

(5)步骤(4)中若是系统初次训练模型,则使用训练好的模型创建番茄病害识别手机 APP 提供给番茄种植人员使用,否则判断新训练好的模型的番茄病害识别性能是否优于前期训练的全部模型,是则利用新模型更新番茄病害识别手机 APP,性能没有提升则等待下一次模型优化时更优模型的出现再对番茄病害识别手机 APP 进行更新。

(6)使用系统创建的番茄病害识别手机 APP 对番茄的病害进行识别,根据手机 APP 识别出来的番茄病害类型及时对番茄病害进行防治。手机 APP 自动在网络环境中将识别的图像与识别结果经云端上传至系统存储服务器。

(7)番茄病害研究领域的专家通过系统的专家审查校正功能对番茄病害识别手机 APP 上传的病害图像与识别结果逐一进行检查,并对错误的识别结果及时进行纠正,然后将专家检查校正结果上传至云服务器,同时将结果及时反馈给番茄种植人员。

(8)番茄种植人员查看专家的审查校正结果与手机 APP 的识别结果是否一致,若不一致,则立即根据专家的审查校正结果及时调整番茄病害的防治策略。

(9)系统自动将被识别图像与其经过专家审查校正后的识别结果添加到番茄病害叶片图像数据集中,不断扩充数据集为后续的模型优化训练提供更丰富的数据信息。

(10)本系统对系统中各功能进行了封装,设计成相应的系统各功能模块。系统会根据数据集的扩充量自动执行步骤(3)~(5)实现系统自动升级。同时系统运维人员可根据任务需要手动执行各功能模块完成步骤(3)~(5)对系统进行升级。

3.1.3 系统结构与功能模块设计

本系统主要分为用户层、服务层、处理层和数据层 4 个层面进行系统设计(图 8)。用户层主要包括系统的 3 类应用对象;服务层包括番茄病害识别系统的客户端和手机的番茄病害识别 APP;处理层主要完成数据集的处理、模型训练和评估、APP 创建与更新、图像病害识别等任务;数据层主要存放系统使用和产生的各种数据。

根据系统的设计目标与运行流程,可将系统主要分为番茄病害叶片图像数据集自动标注、番茄病害识别应用工具的创建与更新、番茄病害识别、识别结果专家审查校正、数据管理与用户管理 6 个模块(图 9)。

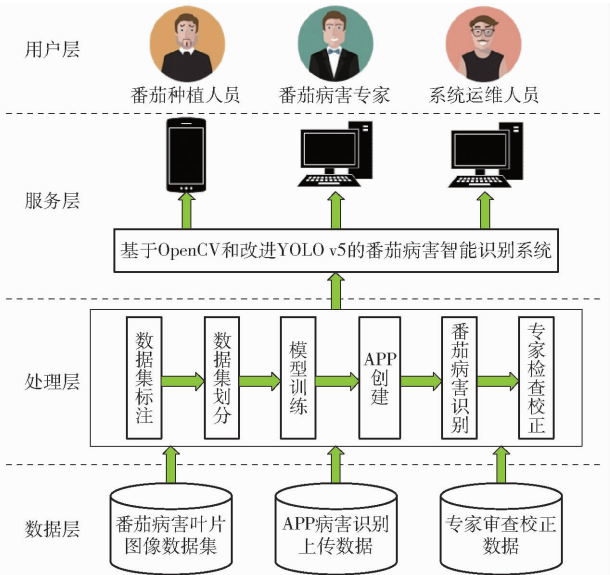


图 8 系统总体结构图

Fig. 8 Overall structure diagram of system

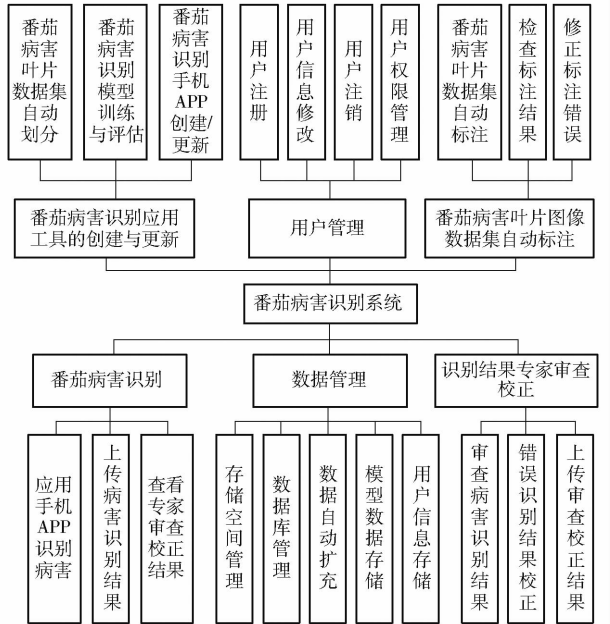


图 9 系统功能模块图

Fig. 9 System function module diagram

3.2 系统实现

本系统的具体功能主要是通过系统移动端与客户端的操作界面实现。

(1)系统移动端

本系统移动端提供给番茄种植人员使用,具有登录、注册、主界面、病害识别与查看专家审查结果 5 个操作界面(图 10)。

番茄种植人员通过手机 APP 注册账号,进入移动端 APP 主界面。在主界面点击“开始识别”按钮进入番茄病害识别界面,点击“选图”按钮进入手机相册选择番茄病害图像,或点击“拍照”按钮通过手机相机拍摄图像。然后点击“识别”按钮通过部署在手机 APP 上的番茄病害识别模型获得识别结果,



图 10 系统移动端操作界面

Fig. 10 System mobile terminal operation interface

同时将识别结果发送至服务器供专家进行审查。在主界面点击“查看审查结果”按钮进入查看专家审查结果界面,查看审查校正结果。

(2)系统客户端

系统客户端主要提供给番茄病害专家和系统运维人员使用,具有登录、注册、主界面、图像自动标注、查看标注结果、数据集划分、模型训练与评估、APP 创建与更新和专家审查校正共 9 个操作界面(图 11)。

番茄病害专家在主界面点击“专家审查校正”按钮进入专家审查校正界面,对系统识别结果进行逐一检查,纠正错误结果。系统自动将经过专家审查校正后的结果反馈给番茄种植人员,并扩充至数据集实现系统的自动数据扩充。

系统运维人员点击主界面“数据标注”按钮进入图像自动标注界面,点击“选择文件夹”按钮选择需要标注的数据集文件夹,或在文本框中手动输入文件夹地址。再输入标注类别占图像文件名中的前几位后点击“开始标注”按钮完成自动标注。然后可点击“查看结果”按钮进入查看标注结果界面查看和纠正自动标注的结果。点击主界面“数据划分”按钮进入数据集划分界面,选择或输入需要划分的数据集,并设置好训练集、验证集与测试集的划分比例,点击“开始划分”按钮完成数据集自动划分。点击主界面“模型训练与评估”按钮进入模型训练与评估界面,选择或输入分别用于模型训练与验证、模型测试的数据集。输入模型训练批次与模型验证周期后点击“开始训练”按



图 11 系统客户端操作界面

Fig. 11 System client operation interface

钮完成模型的训练与验证。然后点击“开始测试”按钮完成对模型的性能测试。点击“APP 创建/更新”按钮进入 APP 创建与更新界面,选择或输入用于创建或更新手机 APP 的模型,然后点击“开始创建/更新”按钮完成手机 APP 的初次创建或后续更新。

系统可根据数据集的扩充量自动开启系统升级过程。按照系统运维人员在数据集划分界面、模型训练与评估界面和 APP 创建与更新界面设置的参数自动完成数据集划分、模型训练与评估和 APP 的更新,实现系统的自动升级优化。

3.3 系统测试

本系统使用标注完的数据集对改进 YOLO v5 的番茄病害识别模型进行训练与评估(图 12)。训练批次设置为 150 次,每训练 10 次进行一次验证,每次验证结果会打印在模型训练与评估界面左侧的文本框。模型训练会使用选择的测试集进行测试,测试结果打印在右侧文本框。

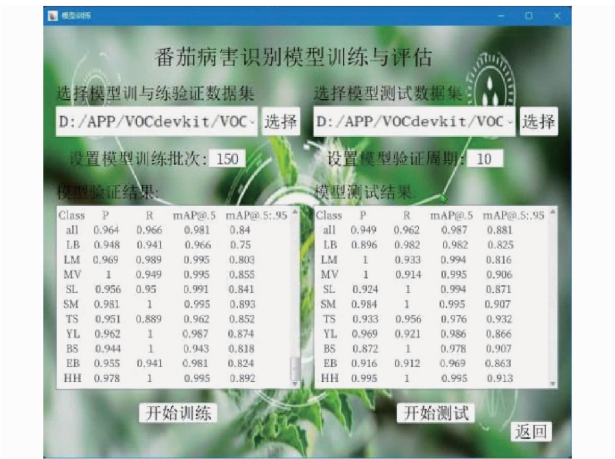


图 12 系统进行模型训练与评估的结果
Fig. 12 Results of systematic model training and evaluation

使用系统移动端手机 APP 进行番茄病害识别的测试结果如图 13 所示。APP 将画有识别框的被识别图像显示在番茄病害识别界面,并在下方输出识别的病害类型。

在系统测试时通过查看系统服务器数据库可以发现,移动端手机 APP 的番茄病害识别结果经过专家审查后自动添加到了番茄病害图像数据集,当数据集每增加 100 项新数据后系统自动启动系统升级的相关流程,实现系统自动升级。经过测试,系统所有功能正常。



图 13 手机 APP 进行番茄病害识别的测试结果

Fig. 13 Test results of tomato disease identification conducted by mobile phone APP

4 结论

(1)利用 OpenCV 的高斯滤波、均值滤波和中值滤波 3 种滤波方法去除番茄叶片图像噪声,然后并逐一像素值进行计算分析和处理,黑化图像背景。再通过边缘检测、轮廓坐标提取等方法获得标注位置。最后从图像文件名中前两位代表标注类别的大写字母获取图像的标注类别。由此提出了基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法。

(2)使用 YOLO v5 模型作为基础模型进行改进,通过利用 BiFPN 改进特征融合模块的 PANet 结构、在部分特征提取模块中添加 CBAM 注意力机制与改变模型 Detect 层的输入通道 3 种方法来提高模型对病害图像输入特征重要信息的提取能力与融合能力,从而提高模型的番茄病害识别精确率。通过对比实验证明改进模型具有更好的番茄病害识别效果。

(3)将基于 OpenCV 的番茄叶片图像自动标注算法和改进 YOLO v5 的番茄病害识别模型与数据集自动划分、模型自动训练与评估、手机 APP 自动创建与更新功能以及专家审查校正机制相结合,设计了集移动端、客户端和服务端于一体的番茄病害识别系统。该系统通过在番茄生产的实际应用中获取新的番茄病害图像数据扩充到数据集,并根据数据集的扩充量自动展开对系统的升级优化。

参 考 文 献

[1] 米国全,唐艳领,牛莉莉,等. 危害我国番茄的重要病毒病及防控措施[J]. 中国瓜菜,2021,34(10):8-14.
MI Guoquan, TANG Yanling, NIU Lili, et al. Important virus diseases of tomato in China and their prevention control measures [J]. China Cucurbits and Vegetables, 2021, 34(10): 8-14. (in Chinese)

[2] 翟肇裕, 曹益飞, 徐焕良, 等. 农作物病虫害识别关键技术研究综述[J]. 农业机械学报, 2021,52(7):1-18.
ZHAI Zhaoyu, CAO Yifei, XU Huanliang, et al. Review of key techniques for crop disease and pest detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(7):1-18. (in Chinese)

[3] 曲莹. 基于深度学习的番茄病害识别技术的研究与实现[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2022.
QU Ying. Research and implementation of tomato disease recognition mechnology based on deep learning[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology,2022. (in Chinese)

[4] 黎振. 基于迁移学习与注意力机制的番茄病害识别[D]. 上海:东华理工大学,2022.
LI Zhen. Identification of tomato diseases based on transfer learning and attention mechanism[D]. Shanghai: East China University of Technology,2022. (in Chinese)

[5] 白云东. 基于深度学习的番茄叶片病害识别研究及系统实现[D]. 太谷:山西农业大学,2020.
BAI Yundong. Research and system realization of tomato leaf disease recognition based on deep learning[D]. Taigu:Shanxi Agricultural University,2020. (in Chinese)

[6] 李越. OpenCV 应用现状综述[J]. 工业控制计算机,2017,30(7):123-124,126.
LI Yue. Research on present status review of OpenCV[J]. Industrial Control Computer, 2017, 30(7):123-124,126. (in Chinese)

[7] KARTHI M, MUTHULAKSHMI V, PRISCILLA R, et al. Evolution of YOLO-v5 algorithm for object detection: automated detection of library books and performace validation of dataset[C]//2021 International Conference on Innovative Computing, Intelligent Communication and Smart Electrical Systems (ICSSES). IEEE, 2021: 1-6.

[8] 柴阿丽,李宝聚,石延霞,等. 基于计算机视觉技术的番茄叶部病害识别[J]. 园艺学报,2010,37(9):1423-1430.
CHAI Ali, LI Baoju, SHI Yanxia, et al. Recognition of tomato foliage disease based on computer vision technology[J]. Acta Horticulturae Sinica, 2010,37(9):1423-1430. (in Chinese)

[9] 张燕,田国英,杨英茹,等. 基于 SVM 的设施番茄早疫病在线识别方法研究[J]. 农业机械学报,2021,52(增刊):125-133,206.
ZHANG Yan, TIAN Guoying, YANG Yingru, et al. Online detection method of tomato early blight disease based on SVM[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(Supp.):125-133,206. (in Chinese)

[10] DAVID P H, MARCEL S. An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics through machine learning and crowdsourcing[J]. arXiv preprint, arXiv: 1511.08060,2015.

[11] 陈翔. 半自动图像数据标注系统的研究与设计[J]. 福建电脑,2022,38(10):95-97.
CHEN Xiang. Research and design of semi-automatic image data annotation system[J]. Journal of Fujian Computer,2022, 38(10):95-97. (in Chinese)

[12] 李艳,金小峰. 基于综合几何关系稀疏自注意力机制的图像标注方法研究[J]. 计算机应用研究,2022,39(4):1132-1136.
LI Yan, JIN Xiaofeng. Research on image captioning method based on sparse self-attention mechanism of integrated geometric relationship[J]. Application Research of Computers, 2022, 39(4):1132-1136. (in Chinese)

[13] 谢禹,李玉俊,董文生. 基于 SSD 神经网络的图像自动标注及应用研究[J]. 信息技术与标准化, 2020(4):38-42,47.
XIE Yu, LI Yujun, DONG Wensheng. Automatic image annotation and applied research based on SSD deep neural network [J]. Information Technology & Standardization,2020(4):38-42,47. (in Chinese)

[14] JUMIAWI W A H, EL-ZAART A. Improving minimum cross-entropy thresholding for segmentation of infected foregrounds in medical images based on mean filters approaches[J]. Contrast Media & Molecular Imaging, 2022, 2022:9289574.

[15] LEI D, CHEN Y, LIN H, et al. Evolution of shear surface morphology of jointed rock masses based on gaussian filtering method under freeze-thaw cycles[J]. Materials, 2022, 15(12): 4228.

[16] KIRCHNER M, FRIDRICH J. On detection of median filtering in digital images[C]//Media Forensics and Security II. SPIE, 2010, 7541: 371-382.

[17] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986(6): 679-698.

[18] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779-788.

[19] ZOU X. A review of object detection techniques[C]//2019 International Conference on Smart Grid and Electrical Automation (ICSGEA). IEEE, 2019: 251-254.

[20] LIU S, QI L, QIN H, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 8759-8768.

[21] TAN M, PANG R, LE Q V. Efficientdet: scalable and efficient object detection[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on ComputerVision and Pattern Recognition, 2020: 10781-10790.

[22] 张志远,罗铭毅,郭树欣,等. 基于改进 YOLO v5 的自然环境下樱桃果实识别方法[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊 1):232-240.
ZHANG Zhiyuan, LUO Mingyi, GUO Shuxin, et al. Cherry fruit detection method in natural scene based on improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(Supp.1):232-240. (in Chinese)

[23] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3-19.

[24] 李凯雨,朱昕怡,马浚诚,等. 基于混合扩张卷积和注意力的黄瓜病害严重度估算方法[J]. 农业机械学报,2023, 54(2):231-239.
LI Kaiyu, ZHU Xinyi, MA Juncheng, et al. Estimation method of leaf disease severity of cucumber based on mixed dilated convolution and attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(2):231-239. (in Chinese)