

基于深度学习的桃树叶病害识别系统 设计与实现



张平川*, 张彩虹, 胡彦军, 陈昭, 陈旭, 李珊

河南科技学院信息工程学院, 河南新乡 453003

摘要: 桃树在我国有广泛栽培, 随着人们生活水平的提高, 对桃果的质量要求不断提高。桃树叶病害的发生严重影响到了桃树果子的产量和质量。生产高品质的桃果需要加强对桃树叶病害的管理。传统的病害叶片的识别方法是人工识别, 识别过程中的主观性和难度都比较大。本文提出使用 Anaconda+Python+Pycharm 软件, 与增加了注意力机制 CBAM 后的 YOLOv5 模型相结合的桃树叶病害的检测方法, 并开发出 GUI 界面式的识别系统供用户操作。软件设计界面主要有登录界面、注册界面、检测主界面。果农将采集的桃树叶病害图片导入识别系统, 就可以在本软件中检测主界面的选择权重模块, 选择合适的权重。然后对模型进行初始化, 通过图片检测模块, 与本系统包括的桃树缩叶病、细菌性穿孔病、黄叶病、褐斑穿孔病、炭疽病五种叶片病害数据集类型进行自动对比, 进而获取桃树叶病害类型, 根据叶片病害类型提供相应的防治建议。本系统的开发使桃树叶病害的识别准确率提升了 2.15%。IOU 提高了 3.02%, 达到 82.37%。减少了果农的误诊率, 增加果农对桃树叶病害识别准确率, 采取正确的防治措施, 减少叶片病害, 提高果农收入。

关键词: 桃树叶病; 深度学习; 界面设计; YOLOv5; 目标检测

DOI: [10.57237/j.cst.2023.01.001](https://doi.org/10.57237/j.cst.2023.01.001)

Design and Implementation of Peach Leaf Disease Identification System

Pingchuan Zhang*, Caihong Zhang, Yanjun Hu, Zhao Chen, Xu Chen, Shan Li

School of Information Engineering, Henan Institute of Science and Technology, Xinxiang 453003, China

Abstract: Peach trees are widely cultivated in China. With the improvement of people's living standards, the requirements for the quality of peaches are constantly improving. The occurrence of peach leaf diseases has seriously affected the yield and quality of peach fruits. The production of high-quality peach fruit requires the necessary management of peach leaf diseases. The traditional identification method of diseased leaves is manual identification, which is subjective and difficult. This paper proposes a method of peach leaf disease detection using Anaconda+Python+Pycharm software and YOLOv5 model after adding attention mechanism CBAM, and develops a GUI interface recognition system for users to operate. The software design interface mainly includes login interface, registration interface and main detection interface. Fruit growers can import the collected peach leaf disease pictures into the recognition system, and then check the selection weight module of the main

基金项目: 河南省科技厅科技公关项目《基于机器学习的农作物病害识别与物理防控》(222102210116);
《基于 AIoT 和物理技术防控害虫的绿色生态果园》(212102310553).

*通信作者: 张平川, 362764053@qq.com

收稿日期: 2022-12-07; 接受日期: 2023-01-16; 在线出版日期: 2023-02-03

<http://www.computscitech.com>

interface in this software to select the appropriate weight. Then initialize the model, and automatically compare it with the data set types of five leaf diseases including peach leaf shrinkage disease, bacterial perforation disease, yellow leaf disease, brown spot perforation disease and anthrax in this system through the picture detection module, so as to obtain the type of peach leaf disease, and provide corresponding prevention and control suggestions according to the type of leaf disease. The development of this system has improved the identification accuracy of peach leaf diseases by 2.15%. IOU increased by 3.02% to 82.37%. It reduces the misdiagnosis rate of fruit growers, increases the recognition accuracy of peach leaf disease, takes correct control measures, reduces the harm of leaf disease, and improves the income of fruit growers.

Keywords: Peach Leaf Disease; Deep Learning; Interface Design; YOLOv5; Disease Detection

1 引言

桃树是我国种植面积最广的果树之一, 属蔷薇科桃属的植物[1]。随着人们生活水平的提高, 对农产品质量的要求也在不断提升。科学技术水平的提高必然带来对环境的影响, 导致桃树会受到空气污染, 以及周围环境的影响, 病害的发生机率增加, 果子还没有成熟就已经脱落。影响果农的收益。实现桃树病害的快速识别检测就变得相当重要。传统的植物病害识别法采用果农的经验和一般植物化学试验的方式检测, 具有误判、检测结果不准确、检测范围受限等问题缺陷[2]。

近年来, 深度学习技术在农产品病虫害鉴定领域的进展也很快, 技术应用日益广泛。主要利用 RCNN、VGG19、ResNet_152、InceptionV4、DenseNet 等模型。对发生病害图像进行检测。BRAHIMI 等人提出了一种基于卷积神经网络的番茄叶片病虫害分类识别模型, 该模型的准确率提高到了 99.18%的准确度[3]。雷声渊等人在迁移学习的方式下调整了模型, 调整为在原来的 CaffeNet

模型基础上增加了一层的模型, 使模型调整到最优, 在测试集上的准确率提高到了 98.9%[4]。鲍文霞等人还建立了一个采用多路卷积神经网络的大田小麦赤霉病影像分析, 其识别准确率优于 S-CNN 达到了 95% [5]。Kiratiratanapruk 等在 YOLOv3 模型下实现病叶检测和病害分类的功能, 比使用 FasterRCNN、RetinaNet、Mask RCNN 变现效果好, 准确率达到 79.19% [6]。

深度学习包括多层的人工神经网络以及应用于它的工具系统, 它就像生命中神经脑细胞的运行机制那样, 根据使用正确的矩阵比例, 多层的联系到一块, 对构成神经网络中的“神经元”作出了精确复杂的管理, 就像给我们所认知事物标示图形一般。本文将通过 Anaconda+Python+Pycharm 程序, 使用 YOLO5 模型建立的桃树叶图片病害识别系统。对最常用的五种桃叶病特征(如图 1)加以鉴别。YOLO5 模型对检测目标大, 速度要求



图 1 桃树叶片病种类

2 桃树叶片病害识别需求分析与算法设计

2.1 硬件和软件需求

本系统设计硬件平台: CPU 型号: Intel(R) Core(TM)

i5-8265U, GPU 型号: Ge Force MX130, 内存容量: 16G 固态硬盘容量: 240G, 机械硬盘容量: 1T, Win10 操作系统。

软件设置: 安装 Anaconda3.0 软件, 并更新 Notebook 显卡驱动。从 NVIDIA 官网下载 Notebook 对应版本的驱动, 本实验下载 NVIDIA Cuda11.3.55 版本驱动, 在下载 GPU 版本时需要注意, 本机安装的 Cuda

版本决定接下来安装的 Pytorch 版本。版本参考如表 1。

表 1 Cuda+Python+Pytorch+Torchvision 版本对照

Pytorch	Torchvision	Python	Cuda
1.12.0	0.12	3.7-3.9	10.2 (不支持 windows), 11.3, 11.6
1.11.0	0.12.0	>=3.6	11.3, 10.2
1.10.0/1	0.11.0/2	>=3.6	10.2, 11.3
1.9.0	0.10.0	>=3.6	10.2, 10.3

本系统选择在配置环境运行环境时选用的 Python3.7、Pytorch1.11.0、Torchvision0.12.0 版本。在选择 Pycharm 时可以选择专业版或社区版。

2.2 算法设计

本系统采用 YOLOv5 模型, YOLO(You Only Look Once) 是一种目标检测算法, 目标检测主要是找到图像中的标注识别区域, 并且要确定这些区域的位置和类别概率。YOLO 算法引入了均方差和损失参数, 把将要检验的对象看作是回归的问题。这样就缩短了检测网络的运行时间, 实现与检测网络共享输入图像的卷积特征。如图 2YOLOv5 网络结构图。

Faster R-CNN 是一种整体的网络技术, 但在练习中必须经常交替练习。RCNN 虽然也能够发现部分候选区域, 但是在真正确定了其中的对象之后, 需要对

候选区域加以修整, 使其更加贴近于实际的 bounding box。将候选区 bounding box 优化为最贴近实际的 bounding box。其中, YOLO 选择了一个预定意义的候选区域(预测区), 将目标检测视为回归问题(regression problem), 并利用像素值直接判断 bounding box 的类别概率。是最快的目标检测方法之一, 具有良好的实时性能和高精度[7]。YOLOv5 网络模型主要分成三部分, 网络模型程序、数据集训练程序、检测程序。在构建环境时要引入 Os、Numpy、Torch、Opencv-Python 等模板库, 除上述基本的模板库以外, 对于基于 Python 的 Qt 界面设计, PyQt 也是一种建立 GUI 应用环境的基本开发工具包。这是 Python 程序设计语言与 Qt 库的顺利融入。在 Python 中引入 PySide2 模块库, 利用 QtDesigner.exe 设计登录、注册、检测界面, 负责接收待检测图片, 并将检测结果输出来。

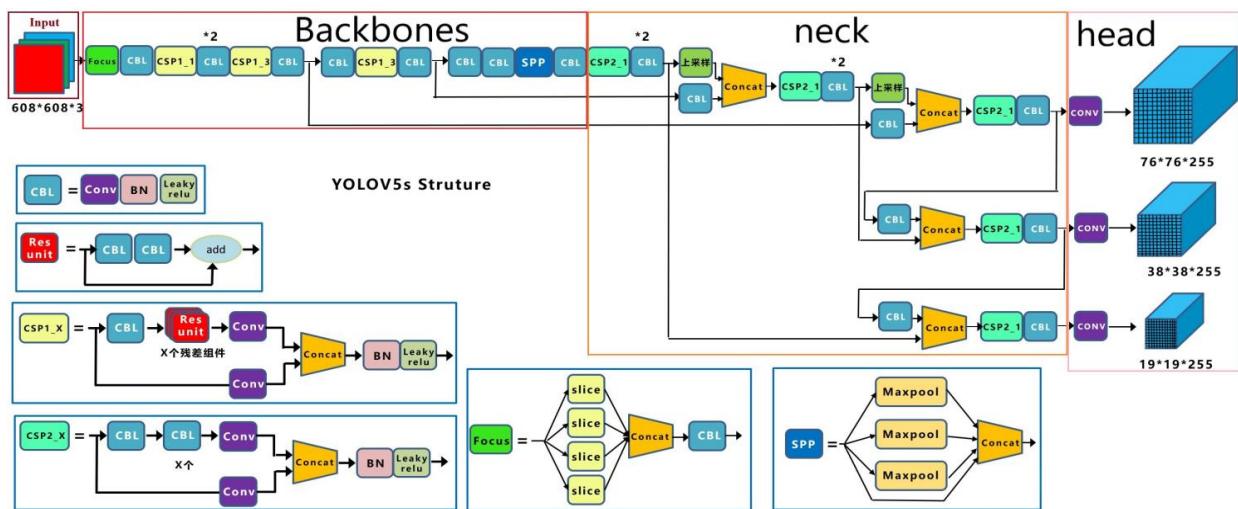


图 2 YOLOv5 网络结构图

界面 Widget 窗体中含有 QPushButton、TextEdit 等控件, 这些控件中都有 StyleSheet 属性, 设置 StyleSheet 属性中的 background-color、border-color、font-size、background-image 等参数, PyQt 里可以很方便的使用鼠标调整每个控件所在位置和大小, 使窗体内的控件

布局合理。

本系统的算法在 YOLOv5 模型的中为了提高准确率, 在 backbones 层增加了注意力机制 CBAM。使平均准确率提高了 2.15%, 选择 Yolov5s.pt 并对模型进行初始化, 避免了梯度爆炸和梯度为零的情况。

3 系统设计模块和界面设计

3.1 系统设计

本系统的设计流程是用户在使用本系统之前先注

册为系统用户, 没有注册的用户单击注册按钮进行注册。已经注册完成的用户, 使用注册过的用户名和密码登录系统。然后选择合适的权重, 初始化网络模型。从文件夹中选择待检测的图片, 检测桃树病叶的病害类型和发病位置[8-9]。检测流程图如图 3 所示。

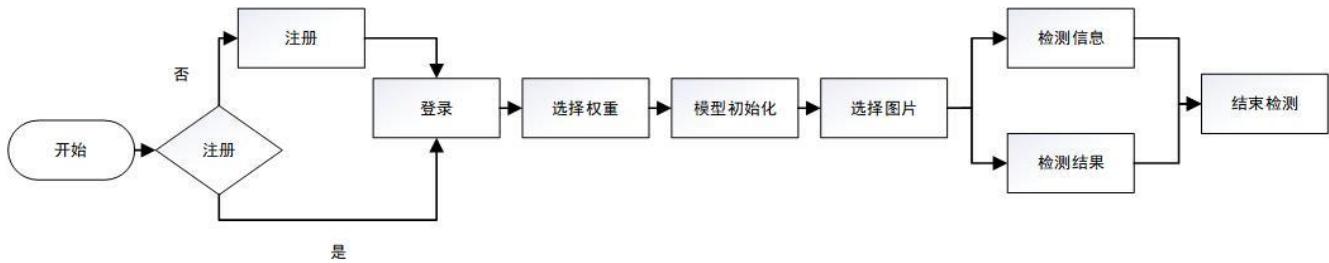


图 3 桃树叶片病害系统设计流程图

3.2 界面功能设计

本系统采用界面式的主要有登录界面、注册界面、检测主界面。

登录界面: 如图 4 所示。先填写登录过的账号名和注册密码, 再点击注册后就能够进入检测的主网页。一旦所填写的用户名和密码信息都有误, 系统将会弹出用户名或密码输入的出错对话框, 然后点击"Yes"重新填写正确的用户名和密码信息, 即可进入正确的检测主页面。



图 4 登录界面

注册界面: 如图 5 所示。新用户想要使用桃树病叶检测系统, 就需要首先注册帐号, 成为用户。在注册页面填报好注册新用户的用户名和密码信息并单击注册按键, 在注册成功之后就能够直接通过该帐号和密码登录系统检测页面了。

检测主界面: 在检测主界面内部分成了 5 个部分

内容,

(1) 选择 weights

使用 YOLOv5 模型检测数据集时, 选择合适的权重, YOLOv5 的权重类型有 YOLOv5l.pt、YOLOv5m.pt、YOLOv5s.pt、YOLOv5x.pt 等。在选择预训练权重时, 选择的预训练权重越大, 训练出来的精度就越高, 但是检测的速度会变慢, 本次训练桃叶病害的数据集用的预训练权重为 yolov5s.pt。Yolov5s.pt 在所有权重中网络是最小, 速度也不快, AP 检测到的精度也最低, 如果检测的主要是以大目标为主的数据, 而且又追求检测速度, Yolov5s.pt 全中的选择相对也是很合适的。



图 5 注册界面

(2) 初始化模型

在深度学习模型的开发中, weight 权重的初始值非常重要。神经网络模型的训练实际上是通过对权重

参数 w 的不停地迭代改进，并希望获得较好的性能。在网络模型中，由于层数的增加，所训练的梯度就会下降，这很容易出现二个极端，一个现象是没有训练梯度，还有的另一个现象则是训练梯度弥散过大导致梯度爆炸。如此一来，对权重 w 的初始化问题就显得非常重要，因为尽管一个较好的权重初始化方法无法完全处理没有梯度或者梯度爆炸的情况，不过对于解决这二种情况来说都可以降低这二个情况的发生，因此同时进行模型初始化对于改善模型的稳定性，以及收敛的效率都非常有用。在系统中可以采用 `initialize_weights` 方法进行模型的初始化。

(3) 图片检测

图片检测之前要检测的桃树叶片病害的类型必须是已经训练过属于数据集的病害类型。对于数据集在检测之前要做的必要的工作是数据集的收集。收集到足够数量的数据集并处理[10]。数据集获取过程如图 6 所示。

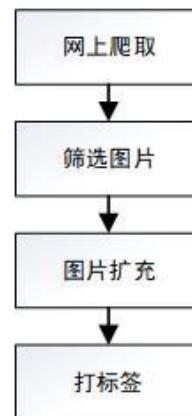


图 6 数据集获取过程

数据集数量的扩展，是对在网上下载数据集进行的图像翻转、图像旋转、图像平移、亮度、色度、对比度、锐度的调整[11]。如下图 7 所示。数据集标记桃树缩叶病、细菌性穿孔病、黄叶病、褐斑穿孔病、炭疽病这五种叶片病害。



图 7 数据集扩充

数据集扩充后使用 `labelimg.exe` 软件给五种桃叶病害的图片和健康图片打标签，打标签时生成标签的类型名称，此类型名称就是目标检测识别时的 `class name`，在 `class name` 中有五种叶片病害和一种健康桃树叶类型。训练样本数据量的提高，对于改进了训练模型稳定性和鲁棒性能，以及提高了对真实世界环境的适应性和泛化性能有着很大的意义[12]。本数据集在目标检测前，使用 `split_train_val.py` 的 python 文件，将数据集分成 80% 的训练集、10% 的验证集、10% 的测试集。并根据 Kmeans 聚类的迭代算法对图像进行处理。

Kmeans 算法是最经典的聚类算法[13]。桃树病叶数据集给出了一个 K 值和 K 个初始类簇的中心点，要

将每个数据点区分到离它最近的类簇中心点所代表的类群中，可以通过估算从每一对象到每一聚类中心之间的欧式间距，下式(1)所示

$$dis(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{t=1}^m (x_{it} - c_{jt})^2} \quad (1)$$

式中： X_i 表示第 i 个对象 $1 \leq i \leq n$ ， C_j 表示第 j 个聚类分析法中心的 $1 \leq j \leq k$ ， X_{it} 表示第 i 个对象的第 t 个属性， $1 \leq t \leq m$ ， C_{jt} 表示第 j 个聚类分析法中的第 t 个属性。分别比较每一个对象到每一个聚类中心的距离，把对象分配到距离最近的聚类分析法中的中心类簇中，得到 k 个类簇 $\{S_1, S_2, S_3, \dots, S_k\}$ 每个节点分配出来

之后, 再按照一个类簇内的每个节点重新计算该类簇的中心点(取平均值), 接着再迭代的完成分派节点和更换类簇中心点的过程, 直到随着类簇中心点的改变而很小。

模型通过训练集中不同分类的数据学习并识记新特征, 使用验证集判断该模型识别效果的好坏, 对模型根据效果进行调整, 最终经过多次迭代得到最优模型。

本实验训练次数是 2000 次。可以用测试集对调整的模型进行测试, 测试是否是最优模型。

检测结果

检测结果显示的是使用 YOLOv5 训练过的五种桃树叶片病害的类型和没有病害的叶片图像, 对没有训练过的桃树病叶该系统检测不出它的病害类型。在检测结果里面会标注上检测的类型和检测准确度。用来告知果农桃树叶片病害的类型。如图 8 所示。



图 8 检测主界面

本系统主要通过平均准确率 (mean Average Precision, mAP) 和平均精度 (Average Precision, AP) 来评价桃树叶片病害系统模型的性能指标[14]。也就是衡量五种桃树病叶的识别的准确度。AP 是指每个类别的精度, 也就是指曲线与坐标轴围成区域的面积, 求出 AP 的平均值后才可以得到平均准确率[15]。计算公式如(2)~(5)所示。

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

$$AP = \frac{1}{N} \sum p(r) \quad (4)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (5)$$

式中: TP (True positives) : 是被类型器分类划分的正例的实际个数, 是正例; FP (False positives) : 虽然为负例, 却是被分类器划分为正例的实例数; FN (False negatives) : 虽然是分类器划分为负例的实际个数, 实际上是正例; TN (True negatives) : 是被分类器划分为正例的实际个数, 现实为负例; N 为类别数量, 本系统中桃树病叶有桃树缩叶病、细菌性穿孔病、黄叶病、褐斑穿孔病、炭疽病和健康树叶这六种叶片数据集, 即 N=6。

本系统模型的识别效果除了根据平均准确率 (mAP) 评价外, 还可以采用 IOU (Intersection over

Union) 判别[16]。IOU 判别如公式(6)所示。

$$\text{IOU}_{AB} = \frac{A \cap B}{A + B - A \cap B} \quad (6)$$

式中: IOU 是预测桃树病叶的边界框和真实病叶边界框的交叉集合除以两个框的都存在的且不想交的集合来进行衡量, 也称作“交并比”。IOU 表示预测的边界框和真实边界框之间的重叠程度。IOU 的值越大也就是两个框之间的重叠程度越高, 则说明预测的框体越准确。模型也就越好。本系统在模型训练时设置 IOU 为 0.5, IOU 的值大于等于 0.5, 说明图像中存在要检测的对象, IOU 的值小于 0.5, 未能在图片中检测到对象。

模型检测速度的判断方法, 一般通过平均检测时间以及模型的增量参数来判断[17]。

检测信息

当检测结果显示在系统中界面的中间部位时, 检测信息下方的 TextEdit 中会自动显示检测出的桃树病叶的位置信息, 病叶的位置信息包括目标检测框所在位置、目标框的大小和目标置信度。

4 结论

综合多种技术的桃树叶片病害识别系统, 对桃树叶片病害数据集使用 YOLOv5 模型检测的桃树缩叶病的平均准确率为 90.13%、细菌性穿孔病平均准确率 93.72%、黄叶病平均准确率 86.24%、褐斑穿孔病平均准确率 85.17%、炭疽病平均准确率 78.36%, 在增加了注意力机制 CBAM 后, 整体五种叶片病的准确率提升了 2.15%。并且“交并比”也就是 IOU 也提高了 3.02%, 达到 82.37%。叶片病害检测的准确度得到提升, 可以满足果农实时检测五种桃树叶片病害的需求。

使用时, 果农只需要将果园桃树叶片病害照片导入系统, 就可以使用本软件识别出是那种叶片病害类型, 并根据叶片病害采用相应的建议防治措施。使果农能够实时的掌握桃园叶片是否患有桃树缩叶病、细菌性穿孔病、黄叶病、褐斑穿孔病、炭疽病这五种叶片病害。

由于本系统收集的数据集有限, 仅限于检测桃树缩叶病、细菌性穿孔病、黄叶病、褐斑穿孔病、炭疽病五种病害, 接下来会继续收集桃树虫害和其他的桃树叶片病害图像, 并增加除桃树以外的其它果树病害图像数据集, 使本系统的应用更具有广泛性。用以提升果子的质量, 增加果农的收益。

参考文献

- [1] Salunkhe D K, Desai BB. Postharvest Biotechnology of Fruits [J]. CRC Press, Boca Raton, FL. 1984, p. 168.
- [2] 刘天赐等. 智慧农业病虫害巡检系统设计与实现 [J]. 福建电脑, 2022, 38 (01): 89-92.
- [3] BRAHIMI M, BOUKHALFA K, MOUSSAOUI A. Deep Learning for Tomato Diseases: Classification and Symptoms Visualization [J]. Applied Artificial Intelligence, 2017, 31 (4): 299-315.
- [4] 雷声渊等. 基于微调卷积神经网络迁移学习模式下被害棉叶图像的识别 [J]. 新疆农业科学, 2019, 56 (7): 1288-1295.
- [5] 鲍文霞等. 基于多路卷积神经网络的大田小麦赤霉病图像识别 [J]. 农业工程学报, 2020, 36 (11): 174-181.
- [6] KIRATIRATANAPRUK K, TEMNIRANRAT P, KIT - VIMONRAT A, et al., Using deep learning techniques to detect rice diseases from images of rice fields [C] // International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems. Berlin, German: Springer, 2020: 225-237.
- [7] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection [C] // The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, New York, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [8] 沈凯文, 李浩伟, 韩进, 房若民. 基于卷积神经网络的病虫害可视化监测系统设计 [J]. 软件导刊, 2020, 19 (09): 122-126.
- [9] 贾少鹏, 高红菊, 杭潇. 基于深度学习的农作物病虫害图像识别技术研究进展 [J]. 农业机械学报, 2019, 50 (S1): 313-317.
- [10] 曾弟先等. 基于卷积神经网络的水稻病虫害识别分类系统设计与实现 [J]. 电脑与信息技术, 2021. 09, 29 (3) 16-21.
- [11] 邵明月等: 深度学习在植物叶部病害检测与识别的研究进展 [J]. 智慧农业 (中英文), 2022, 4 (01), 29-46.
- [12] 朱逢乐, 郑增威. 基于图像和卷积神经网络的蝴蝶兰 种苗生长势评估 [J]. 农业工程学报, 2020, 36 (9): 185-194.
- [13] Ji J, Pang W, Zhou C, et al. Afuzzy k-prototype clustering algorithm for mixed numeric and categorical data [J]. Neurocomputing, 2012, 30 (10): 129-135.
- [14] 刘芳, 刘玉坤, 林森, 等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法 [J]. 农业机械学报, 2020, 51 (6): 229-237.

- [15] Padilla R, Netto S L, da Silva E A B. A survey on performance metrics for object-detection algorithms [C] // 2020 International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP). IEEE, 2020: 237-242.
- [16] 蒋榕圻, 彭月平, 谢文宣, 等. 嵌入 scSE 模块的改进 YOLOv4 小目标检测算法 [J]. 图学学报, 2021, 42(4): 546-555.
- [17] 龙洁花等. 改进 YOLOv4 的温室环境下草莓生育期识别方法 [J]. 智慧农业 (中英文), 2021, 3 (4): 99-110.