

引用格式:

李桂松, 黎敬涛, 杨艳丽, 刘霞. 基于改进残差网络的马铃薯叶片病害识别[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(6): 123–128.

LI G S, LI J T, YANG Y L, LIU X. Potato leaf disease identification based on improved residual networks [J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2024, 50(6): 123–128.

投稿网址: <http://xb.hunau.edu.cn>



基于改进残差网络的马铃薯叶片病害识别

李桂松¹, 黎敬涛^{1*}, 杨艳丽², 刘霞²

(1.昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650504; 2.云南农业大学植物保护学院, 云南 昆明 650201)

摘要: 针对计算机识别自然背景下马铃薯叶片病害准确率低的问题, 提出一种 C-ResNet-50 模型以改善识别效果。首先, 在田间采集马铃薯晚疫病、早疫病、炭疽病和健康叶片图像, 并模拟拍摄角度、天气状况等影响因素对图像进行数据增强, 从而构建试验数据集。其次, 通过对比深度学习模型, 选择并改进 ResNet-50 网络: 通过向残差块中引入步长为 1 的 3×3 卷积层和 1×1 卷积层以解决残差块主干分支特征信息缺失严重的问题; 通过设计新的全连接层以解决马铃薯叶片病害相似度高、分类难度大的问题; 通过引入 ECA 注意力模块以解决主干网络定向关注能力不足的问题。结果表明: C-RseNet-50 网络识别马铃薯叶片病害的平均准确率达 90.83%, 较原始模型的提升了 1.84 个百分点。

关键词: 马铃薯叶片病害; C-RseNet-50; ECA 注意力模块; 病害识别; 残差块

中图分类号: S435.32; TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2024)06-0123-06

Potato leaf disease identification based on improved residual networks

LI Guisong¹, LI Jingtao^{1*}, YANG Yanli², LIU Xia²

(1.Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650504, China; 2.College of Plant Protection, Yunnan Agricultural University, Kunming, Yunnan 650201, China)

Abstract: A C-ResNet-50 model was proposed to improve the accuracy of computer recognition of potato leaf diseases in natural backgrounds, in response to the low accuracy of the existing algorithms. Firstly, images of late blight, early blight, anthracnose and healthy leaves for potatoes were collected in the field, and data augmentation was conducted by simulating factors such as shooting angle and weather conditions to construct an experimental dataset. Secondly, by comparing deep learning models, ResNet-50 network was selected and improvements were proposed. A 3×3 convolutional layer and a 1×1 convolutional layer with a step size of 1 were introduced into the residual block to reduce the severe missing feature information in the main branch of the residual block. A new fully connected layer was introduced to conquer the problem of high similarity and difficult classification of potato leaf diseases. The ECA attention module was added to address the issue of the insufficient targeted attention capability in the backbone network. The results showed that the average accuracy of the C-RseNet-50 network for identifying potato leaf diseases reached 90.83%, which was 1.84 percentage points higher than that of the original model.

Keywords: potato leaf disease; C-RseNet-50; ECA attention module; disease identification; residual block

收稿日期: 2023-09-12

修回日期: 2024-10-26

基金项目: 云南省重大科技专项计划(202102AE0018)

作者简介: 李桂松(1998—), 男, 陕西安康人, 硕士研究生, 主要从事深度学习、数据采集与处理研究, 894504421@qq.com; *通信作者, 黎敬涛, 博士, 副教授, 主要从事计算机视觉和图像处理研究, 446794277@qq.com

马铃薯是重要的粮食作物,在种植过程中会因为各种病害导致减产甚至绝收^[1]。其中,晚疫病、早疫病和炭疽病是导致马铃薯种植过程中减产的主要病害。据统计,晚疫病和早疫病导致马铃薯减产20%~50%^[2-3],炭疽病导致马铃薯减产22%~30%^[4]。在马铃薯的种植过程中,迫切需要对马铃薯主要病害进行精准识别^[5]。在众多识别马铃薯病害的方法中,图像识别的方法能更简单精确地识别出马铃薯病害,为后续精准施药提供依据。

深度学习^[6-7]技术是精准识别图像的有效手段之一。相比于机器学习^[8-9]方法,深度学习可自主学习图像特征,能得到更好的识别效果^[10-11]。

VGG^[12]、AlexNet^[13]、MobileNet^[14]和ResNet^[15]网络在植物病害图像识别与分类任务中取得了较好的效果^[16-17]。张建华等^[18]提出一种改进VGG16模型,对自然背景下的棉花和苹果进行病害识别,准确率最高达89.51%,但是模型参数多,不适用于实际应用。刘洋等^[19]利用MobileNet网络对自建的6种葡萄病害数据集进行识别,获得87.5%的平均准确率,但是自建图像背景较简单,不适用于自然背景下的马铃薯病害识别。PICON等^[20]构建了基于ResNet-50和迁移学习的CNN模型,对3种小麦病害进行识别,取得了87%的准确率,但该模型鲁棒性不高。孙俊等^[21]通过改进后的AlexNet模型训练14种植物26类病害图片,获得了99.56%的准确率,但该模型在小目标检测中效果较差。肖志云等^[22]针对自然条件下马铃薯典型病害识别难的问题,提出了自适应特征融合与快速识别方法,该方法的平均准确率为95.2%,但相较于深度学习识别速度较慢。范振军等^[23]提出一种关键特征点的病害感兴趣区域快速检测与融合颜色特征纹理的识别方法,对10类马铃薯病害实现了准确识别,但对复杂环境中的病害识别,效果不够理想。

综上所述,采用深度学习对马铃薯病害识别存在以下问题:自然背景下的马铃薯数据集匮乏,为研究者带来诸多困难;采用背景简单的病害图片通常能取得较高准确率,但是一旦应用到自然背景下的病害图片中,就会导致准确率下降。针对以上问题,本研究中,先采集马铃薯复杂背景图片,以解决数据集匮乏问题;再选择已有的最优网络进行改进,以提高马铃薯病害识别的准确率。

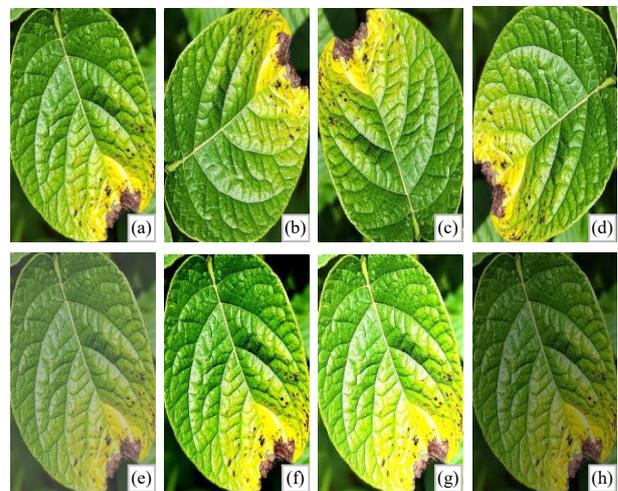
1 马铃薯叶片病害图像数据集的构建

1.1 马铃薯叶片病害图像采集

2022年6—7月,于云南省曲靖市会泽县驾车乡驾车村云南农业大学马铃薯种植基地,分别采集马铃薯晚疫病、早疫病、炭疽病、健康叶片图像。图像采集设备为华为荣耀50手机,拍摄距离60 cm,分辨率为3 904像素×2 928像素。所采集到的不同叶片病害图像经过严格筛选划分,4种图像各270幅,共计1 080幅图像,由此建立马铃薯叶片病害图像数据集。

1.2 马铃薯叶片病害数据集数据增强

鉴于采集的原始数据集样本数量较少,且马铃薯叶片病害图像背景复杂多变,易受雾霾、光照等天气因素干扰,还会受到拍摄图像的角度影响,因而,对原始图像进行亮度增强40%或减弱40%,对比度增强40%或减弱40%及逆时针旋转90°、180°、270°处理(图1)。通过以上方法得到增强后的数据集中的图片数量是原来的8倍,并由此建立试验数据集马铃薯-Dataset。



(a) 原图; (b)、(c)、(d) 逆时针旋转 90°、180°、270°的图像; (e)、(f) 对比度增强、减弱 40%的图像; (g)、(h) 亮度增强、减弱 40%的图像。

图1 数据增强后的马铃薯叶片病害图像

Fig.1 Data enhanced images of potato leaf diseases

2 马铃薯叶片病害识别模型的构建

2.1 马铃薯叶片病害深度学习模型选择

运用 VGG-16、MobileNet-v3、AlexNet、ResNet-32、ResNet-152、Yolov5s、Yolov8n 和

ResNet-50等网络，对增强前后的马铃薯叶片病害数据集进行识别。从表1可以看出，ResNet-50网络识别自然背景下的马铃薯叶片病害的准确率高与其他网络的，识别叶片病害图像增强前、后数据集的准确率分别为88.24%、88.99%；数据增强后，模型的准确率提升了0.75个百分点，说明ResNet-50网络更适应马铃薯叶片病害数据集相似度高的特点，且采用数据增强技术可提高模型的准确率。

表1 不同模型识别马铃薯叶片病害数据集的准确率与召回率

Table 1 The accuracies and recalls of different models in identifying potato leaf diseases datasets %

模型	准确率		召回率	
	增强前	增强后	增强前	增强后
VGG-16	85.43	86.24	85.32	85.63
MobileNet-v3	84.83	85.53	84.72	85.34
AlexNet	86.77	86.85	86.39	86.64
ResNet-32	88.07	88.54	87.93	88.29
ResNet-152	88.16	88.57	88.03	88.43
Yolov5s	87.54	88.25	87.21	88.01
Yolov8n	88.15	88.51	87.94	88.37
ResNet-50	88.24	88.99	88.12	88.63

2.2 ResNet-50网络模型改进

2.2.1 设计新的残差块

针对马铃薯叶片病害图像在残差块中信息缺失严重的问题^[24]，设计新的残差块以加强马铃薯叶片病害特征提取能力。图2为改进后的残差块结构。首先，在原始3×3卷积层后插入步长为1的3×3卷积层与原始1×1卷积层进行特征提取，以加强对重要信息的保留；然后，在第1个3×3卷积层后加入分支1×1卷积层与原始1×1卷积层进行降维；最后，将与捷径分支的1×1卷积层相加输出。

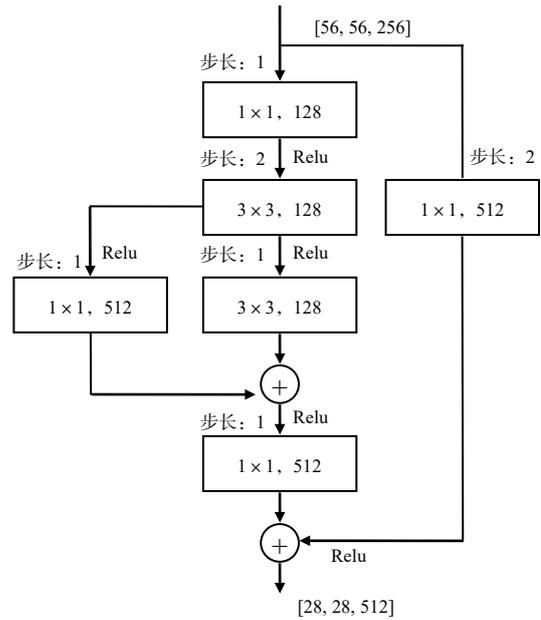


图2 改进后的残差块结构

Fig.2 Improved residual block structure

2.2.2 设计新的全连接层

针对ResNet-50网络模型的全连接层对马铃薯叶片病害分类效果不理想的问题，设计新的全连接层以提升分类效果。新的全连接层结构如图3所示。首先，输入的马铃薯叶片病害图像经过部分1和部分2中的卷积池化输出1个7×7×2 048的特征向量，再经过全局均值池化后输出1个1×1×2 048的向量；接着，进入P（随机失活率）为0.5的Dropout层，使网络中的一部分节点不工作；然后，进入全连接层FC1使特征向量降维到1×512，再加入P为0.3的Dropout层，避免模型出现过拟合，提升ResNet-50网络模型的泛化能力，之后再送入全连接层FC2使特征向量降维到1×4；最后，利用SoftMax函数^[25]计算最终分类概率。

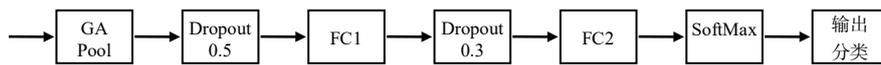


图3 改进后的全连接层结构

Fig.3 Improved fully connected layer structure

2.2.3 引入ECA注意力机制

针对实地采集的马铃薯叶片病害图像背景复杂，ResNet-50网络模型对叶片病害的颜色、纹理难以关注的问题，引入ECA注意力机制加强网络对识别目标的注意力。ECA注意力机制可将有限的计

算资源分给马铃薯叶片病害图像中信息量占比最高的部分，也能减少无关背景的影响，使Resnet-50网络模型专注于感兴趣区域。ECA注意力模块结构如图4所示。将ECA注意力机制嵌入最后1个Module5层之后，得到C-ResNet-50网络，其结构如图5所示。

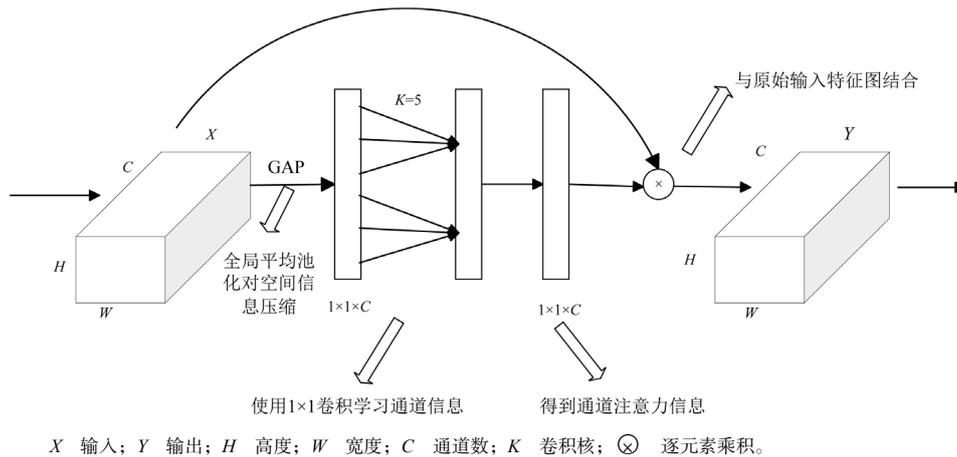


图4 ECA注意力模块结构

Fig.4 ECA attention module structure

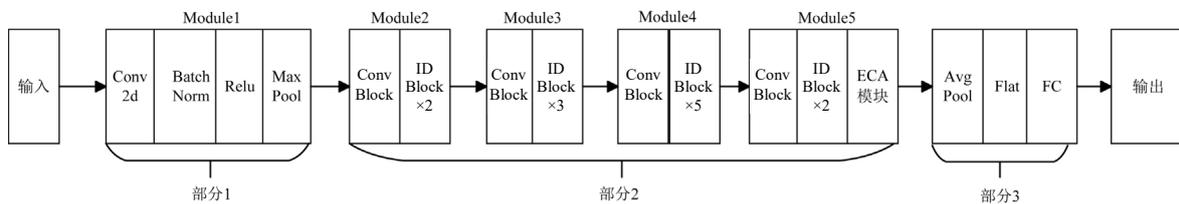


图5 嵌入ECA注意力模块的C-ResNet-50的结构

Fig.5 C-ResNet-50 structure with the ECA attention module embedded

3 试验与分析

3.1 消融试验分析

3.1.1 残差结构修改方式对模型识别准确率的影响

首先始终保持模型部分2中的ID Block不变, 分别对残差结构进行4种位置的修改: ①修改Module2中残差块; ②修改Module2、3中的残差块; ③修改Module2、3、4中的残差块; ④修改Module2、Module3、Module4、Module5中的残差块。修改前后模型的准确率和召回率如表2所示。由表2可知, 与原始模型相比, 4种修改模型的准确率和召回率均有提升, 且随着修改位置的增加, 模型的准确率和召回率逐渐提升。在第4种修改块时, 模型的准确率和召回率达到最高, 分别为89.93%、89.84%,

表2 不同位置残差块修改后模型的准确率和召回率

Table 2 The accuracies and recalls of the modified model with residual blocks at different positions %

修改位置	准确率	召回率
未修改	88.99	88.63
Module2	89.31	89.25
Module2、Module3	89.59	89.51
Module2、Module3、Module4	89.81	89.63
Module2、Module3、Module4、Module5	89.93	89.84

准确率较未改进的提升了0.94个百分点。这说明改进后的ResNet-50模型的特征提取能力得到加强, 卷积层的性能大幅提升, 减少了叶片病害图片在流动过程中的信息损失。

3.1.2 新的全连接层对模型准确率的影响

用设计的新的全连接层替换ResNet-50网络的全连接层, 并将预训练的权重和参数载入新模型的卷积层中, 再用马铃薯叶片病害图像数据集训练新的ResNet-50网络。由训练结果(表3)可看出, 改进后模型的准确率和召回率均更高, 准确率较未改进的提升了0.22个百分点, 说明新的全连接层对马铃薯叶片病害数据集有更好的分类效果。

表3 全连接层改进前后模型的准确率和召回率

Table 3 The accuracies and recalls of models before and after fully connected layer improvement %

全连接层	准确率	召回率
改进前	89.93	89.84
改进后	90.15	89.97

3.1.3 添加ECA注意力机制对模型识别准确率的影响

在数据增强且改进残差块与设计新的全连接

层的基础上，将ECA嵌入ResNet-50主干网络中Module5之后，并应用较广泛的注意力机制SE、CBAM、CA模块比较。从训练结果(表4)可以看出，ECA注意力模块的引入有助于提升ResNet-50模型的特征提取能力和识别的准确率，准确率较未嵌入注意力模块的提升了0.68个百分点，且添加ECA模块的准确率高SE、CBAM、CA模块的，C-ResNet-50模型的平均准确率可达90.83%。

表4 添加不同注意力模块模型的准确率和召回率

注意力模块	准确率	召回率
SE	89.50	89.34
CBAM	88.21	88.09
CA	90.61	90.47
ECA	90.83	90.71

3.1.4 C-ResNet-50网络对马铃薯叶片病害识别的影响

C-ResNet-50网络识别晚疫病、早疫病、炭疽病和健康马铃薯叶片的准确率如表5所示，与ResNet-50网络相比，C-ResNet-50网络模型识别马铃薯晚疫病叶片的准确率提升了2.61个百分点；识别马铃薯早疫病叶片的准确率提升了3.18个百分点；识别马铃薯炭疽病叶片的准确率提升了0.28个百分点；识别健康马铃薯叶片的准确率提升了1.29个百分点。

表5 C-ResNet-50网络识别各类马铃薯叶片病害的准确率

模型	准确率/%			
	晚疫病	早疫病	炭疽病	健康
ResNet-50	87.50	86.67	86.51	95.28
C-ResNet-50	90.11	89.85	86.79	96.57

3.2 对比试验分析

将C-ResNet-50网络和AlexNet、MobileNet-v3、GoogLeNet、Inception-v4、Faster-R-CNN、SSD、Yolov8n等模型分别对马铃薯-Dataset进行识别，从结果(表6)可知，C-ResNet-50的准确率高达90.83%，高于其他模型的。这说明C-ResNet-50网络对马铃薯叶片病害的深层特征提取能力更强，识

别效果和分类效果更好。

表6 不同网络模型识别马铃薯叶片病害的准确率和召回率

网络模型	准确率	召回率
AlexNet	86.85	86.64
MobileNet-v3	85.53	85.34
GoogLeNet	84.95	84.82
Inception-v4	87.41	87.11
Faster-R-CNN	83.78	82.49
SSD	84.27	83.08
Yolov8n	88.51	88.37
C-ResNet-50	90.83	90.71

4 结论

1) 采用数据增强技术处理图像对提高模型的准确率有一定的贡献，数据增强之后模型识别马铃薯叶片病害的准确率提升了0.75个百分点。

2) 改进不同残差块加强了ResNet-50网络对马铃薯叶片病害特征的提取能力，在改进部分2中所有的残差块时，模型的准确率上升了0.94个百分点。

3) 设计新的全连接层提升了模型对马铃薯叶片病害的分类效果，新的全连接层比未修改之前准确率提升了0.22个百分点。

4) 在网络中加入ECA注意力机制，加强了模型的定向关注能力，使得模型的准确率提升了0.68个百分点。

5) C-ResNet-50网络模型识别马铃薯叶片病害的准确率高达90.83%，比原始模型的提升了1.84个百分点，可实现对自然环境下马铃薯叶片病害的精准识别。

参考文献:

[1] 肖金钟. 马铃薯生产中的常见病害[J]. 现代园艺, 2020, 43(18): 37-40.

[2] 仲彩萍, 漆文选, 孙新荣. 马铃薯晚疫病田间症状及危害特点与防治[J]. 陕西农业科学, 2015, 61(11): 79-80.

[3] 汝甲荣, 明立伟, 王怀鹏, 等. 不同药剂防治马铃薯早疫病田间效果试验[J]. 农业科技通讯, 2023(11): 112-115.

[4] 惠娜娜, 王立, 郑果, 等. 8种杀菌剂对马铃薯炭疽病菌室内毒力测定[J]. 甘肃农业科技, 2021, 52(4): 22-24.

- [5] 陈从平, 钮嘉炜, 丁坤, 等. 基于深度学习的马铃薯病害智能识别[J]. 计算机仿真, 2023, 40(2): 214-217.
- [6] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 194-201.
- [7] ZHONG Y, ZHAO M. Research on deep learning in apple leaf disease recognition[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 168: 105146.
- [8] 许景辉, 邵明焯, 王一琛, 等. 基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 230-236.
- [9] 党满意, 孟庆魁, 谷芳, 等. 基于机器视觉的马铃薯晚疫病快速识别[J]. 农业工程学报, 2020, 36(2): 193-200.
- [10] 叶海建, 郎睿, 刘成启, 等. 基于视觉显著性图的黄瓜霜霉病识别方法[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 270-274.
- [11] 秦立峰, 张延苏. 混合颜色特征下番茄叶霉病病斑双层 K-means 聚类分割方法[J]. 安徽农业科学, 2018, 46(3): 169-170.
- [12] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[EB/OL]. (2015-04-10). <https://arxiv.org/abs/14090.1556v6>.
- [13] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [14] HOWARD A G, ZHU M L, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. (2017-04-17). <https://arxiv.org/abs/1704.04861v1>.
- [15] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Las Vegas, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [16] QIU J, LU X L, WANG X X, et al. Research on rice disease identification model based on migration learning in VGG network[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 680: 012087.
- [17] KHAN M A, AKRAM T, SHARIF M, et al. CCDF: automatic system for segmentation and recognition of fruit crops diseases based on correlation coefficient and deep CNN features[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 155: 220-236.
- [18] 张建华, 孔繁涛, 吴建寨, 等. 基于改进 VGG 卷积神经网络的棉花病害识别模型[J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(11): 161-171.
- [19] 刘洋, 冯全, 王书志. 基于轻量级 CNN 的植物病害识别方法及移动端应用[J]. 农业工程学报, 2019, 35(17): 194-204.
- [20] PICON A, ALVAREZ-GILA A, SEITZ M, et al. Deep convolutional neural networks for mobile capture device-based crop disease classification in the wild[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 161: 280-290.
- [21] 孙俊, 谭文军, 毛罕平, 等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19): 209-215.
- [22] 肖志云, 刘洪. 马铃薯典型病害图像自适应特征融合与快速识别[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 26-32.
- [23] 范振军, 李小霞. 基于 ROI 快速检测与融合特征的马铃薯病害识别[J]. 西南农业学报, 2019, 32(3): 544-550.
- [24] 杜鹏飞, 黄媛, 高欣娜, 等. 基于语义分割的复杂背景下黄瓜叶部病害严重程度分级研究[J]. 中国农机化学报, 2023, 44(11): 138-147.
- [25] GRAVE É, JOULIN A, CISSÉ M, et al. Efficient softmax approximation for GPUs[EB/OL]. (2017-06-19). <https://arxiv.org/abs/1609.04309v3>.

责任编辑: 邹慧玲
英文编辑: 柳正