

蒋正锋, 李春青, 梁珍凤, 等. 基于迁移学习的 EfficientNet-B0 模型水稻害虫识别方法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(7): 138-143. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24092803

基于迁移学习的 EfficientNet-B0 模型水稻害虫识别方法

蒋正锋^{1,2}, 李春青¹, 梁珍凤¹, 马小刚³, 吕科锦⁴, 韩凌波⁵, 杨秀增¹

(1 广西民族师范学院 数学与计算机科学学院, 广西 崇左 532200; 2 武汉大学 计算机学院, 武汉 430072;

3 广州万维视景科技有限公司, 广州 510400; 4 广西城市职业大学 信息工程学院, 广西 崇左 532200;

5 广东海洋大学 电子与信息工程学院, 广东 湛江 524088)

摘要: 针对自然环境中水稻害虫识别难题, 本文提出了一种基于 EfficientNet-B0 网络模型与迁移学习技术的识别方法。首先, 构建包含中华稻蝗、稻飞虱、稻棘缘蝽、麻皮蝽、黑尾叶蝉 5 类害虫的数据集, 并对样本进行了预处理; 随后, 设计了一个融合迁移学习技术的 EfficientNet-B0 初始模型, 并通过优化全连接层模型参数, 最终训练出了一个基于迁移学习技术的 EfficientNet-B0 水稻害虫识别模型。实验结果显示, 该模型在 5 类害虫样本上的精确率、召回率和 $F1$ - Score 均接近或达到 1.00, 测试集上的准确率高达 99.82%。由此表明, 基于迁移学习技术的 EfficientNet-B0 识别模型能够准确、快速地识别水稻害虫类别, 为水稻虫害的精准防治提供参考。

关键词: 智慧农业; 水稻害虫; 迁移学习; 智能识别; EfficientNet-B0

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)07-0138-06

Intelligent identification approach for rice pests using EfficientNet-B0 model with transfer learning

JIANG Zhengfeng^{1,2}, LI Chunqing¹, LIANG Zhenfeng¹, MA Xiaogang³, LV Kejin⁴, HAN Lingbo⁵, YANG Xiuzeng¹

(1 School of Mathematics and Computer Science, Guangxi Minzu Normal University, Chongzuo 532200, Guangxi, China;

2 School of Computer Science, Wuhan University, Wuhan 430072, China;

3 Guangzhou Wanwei Vision Technology Co., Ltd, Guangzhou 510400, China;

4 School of Information Engineering, Guangxi City Vocational University, Chongzuo 532200, Guangxi, China;

5 College of Electronic and Information Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang 524088, Guangdong, China)

Abstract: This paper proposes a recognition method based on the EfficientNet-B0 network model and transfer learning technology to address the challenge of identifying rice pests in natural environments. Firstly, a dataset was constructed that includes five types of pests: Chinese rice grasshopper, rice planthopper, rice spine edge bug, hemp skin bug, and black tailed leafhopper, and the samples were preprocessed; Subsequently, an initial model of EfficientNet-B0 incorporating transfer learning technology was designed, and by optimizing the parameters of the fully connected layer model, an EfficientNet-B0 rice pest recognition model based on transfer learning technology was finally trained. The experimental results show that the accuracy, recall, and $F1$ Score of the model on five types of pest samples are close to or reach 1.00, and the accuracy on the test set is as high as 99.82%. This indicates that the EfficientNet-B0 recognition model based on transfer learning technology can accurately and quickly identify the categories of rice pests, providing a reference for precise control of rice pests.

Key words: smart agriculture; rice pests; transfer learning; intelligent identification; EfficientNet-B0

0 引言

影响水稻产量的因素很多, 而在水稻生长过程

中水稻害虫病是影响产量的最主要因素之一。中国水稻种植和培育历史悠久, 水稻产量占粮食总产量的比例较大, 因此对水稻害虫进行精准防治迫在眉

基金项目: 广西民族师范学院-广西学位与研究生教育专项基金(3950030101); 广东海洋大学科研启动经费资助项目(060302112201)。

作者简介: 蒋正锋(1979—), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 机器学习, 最优化理论与应用; 李春青(1983—), 女, 硕士, 副教授, 主要研究方向: 群体智能优化算法; 梁珍凤(1988—), 女, 硕士, 讲师, 主要研究方向: 机器学习; 马小刚(2000—), 男, 学士, 工程师, 主要研究方向: 机器学习; 吕科锦(1989—), 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 计算机视觉; 韩凌波(1982—), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 机器学习, 智能优化算法。

通信作者: 杨秀增(1974—), 男, 硕士, 教授, 主要研究方向: 智能优化算法, 无线传感器网络。Email: gxsdyan@126.com。

收稿日期: 2024-09-28

哈尔滨工业大学主办 ◆ 专题设计与应用

睫。近年来,深度学习技术^[1]的应用领域越来越多,而在农业领域,基于深度学习的农作物害虫识别^[2]是一种新的途径。

早期对各种作物害虫的识别一般是先提取害虫的特征,然后使用提取的特征训练传统机器学习分类器,最后对害虫进行分类或识别。如,马鹏鹏等^[3]使用支持向量机分类器,针对小样本数据集,研究水稻害虫的不同特征和不同训练样本比例对模型识别结果的影响。吕军等^[4]提出融合后验概率的 SVM,对 4 类害虫进行识别。传统的机器学习方法难以适应真实场景下的水稻害虫识别,而深度学习方法^[5-8]通过从样本本身自动提取出各种特征,有效解决了传统方法的不足。针对真实场景下识别率低的问题,学者们提出了多种改进的深度学习模型。如,刘凯旋等^[9]提出的级联 R-CNN 算法提高了识别准确率;基于单阶段检测框架的改进 RetinaNet^[10]和 YOLOv7^[11-12]模型增强了实时检测能力;通过引入注意力机制的胶囊网络^[13]和深度残差网络^[14]优化了特征提取效果;而 AlexNet^[15]与 EfficientNet^[16]等网络架构的改进则提升了模型的计算效率。在上述研究基础上,本文提出

融合迁移学习技术的 EfficientNet-B0 改进模型,通过迁移 ImageNet 预训练权重参数,构建适用于真实场景的水稻害虫精准识别系统,为害虫防治提供可靠的技术支持。

1 理论基础

1.1 EfficientNet-B0 网络模型

2019 年,谷歌公司推出了轻量化 EfficientNet 网络架构^[17],该架构通过设计固定的比例系数,对网络深度、宽度及图像分辨率进行优化,旨在大幅提升模型性能。其核心在于不断堆叠的 MBConv 模块,该模块内含 SE 模块,利用二维全局池化技术处理特征图,将高维全局特征图压缩为低维特征向量,有效提取通道级全局特征,并通过多层感知机实现非线性特征变换。

EfficientNet-B0 作为该系列的基础框架,通过调整参数衍生出了 EfficientNet-B1 至 EfficientNet-B7 等多个版本。表 1 详细列出了 EfficientNet-B0 网络架构,包括网络阶段、模块类型、分辨率、卷积核大小、输入张量大小、输出通道数及层数等信息。

表 1 EfficientNet-B0 网络架构
Table 1 EfficientNet-B0 network architecture

阶段	模块类型(含核尺寸与扩展因子)	输入分辨率	输出通道数	模块层数
1	Conv3×3	224×224	32	1
2	MBConv1,k3×3	112×112	16	1
3	MBConv6,k3×3	112×112	24	2
4	MBConv6,k5×5	56×56	40	2
5	MBConv6,k3×3	28×28	80	3
6	MBConv6,k5×5	14×14	112	3
7	MBConv6,k5×5	14×14	192	4
8	MBConv6,k3×3	7×7	320	1
9	Conv1×1&Pooling&FC	7×7	1 280	1

1.2 迁移学习技术

传统的深度学习模型在训练时,往往需从零开始学习每个任务。相比之下,迁移学习作为一种新兴的学习策略,放宽了对数据集的严格依赖,能够从一个或多个源任务中提取已学到的知识和经验,并将其应用于新的目标任务中。如,在图像分类任务中,通过迁移在某些数据集上预训练的模型参数,可以解决其他分类问题,从而避免了繁琐的数据预处理步骤,并缩短了模型训练时间。迁移学习方法主要分为基于样本、基于模型、基于特征和基于关系等 4 种,其中基于模型和基于特征的迁移学习最为常见。

2 实验设计与方法

2.1 数据集与预处理

本文构建的实验数据集专注于水稻生产中危害最为严重且分布最广的 5 种害虫,其中包括中华稻蝗、稻飞虱、稻棘缘蝽、麻皮蝽及黑尾叶蝉。这些害虫在全球水稻种植区均有分布,且对水稻的危害极大。据统计,受病虫害影响,每年水稻产量损失 10%至 30%,经济损失高达数十亿美元。尽管水稻害虫种类繁多,但综合实验资源、时间成本及数据分析复杂度等因素,选择这 5 种害虫作为代表,既能有效反映水稻害虫的主要特征和危害趋势,又能确保

研究的深入性和实用性,为后续精准防治策略的制定提供科学依据。数据集包含 5 个类别 426 张图像样本。水稻害虫实验数据集详见表 2。

表 2 水稻害虫原始数据集

Table 2 Original data set of rice pests			
水稻害虫类别	文件夹标签	样本数量	示例图像样本
中华稻蝗	0	84	
稻飞虱	1	84	
稻棘缘蝽	2	86	
麻皮蝽	3	88	
黑尾叶蝉	4	84	

构建的水稻害虫数据集只是小样本数据集,采集大量的水稻害虫样本还需一定时间,并且也缺乏公开的大型水稻害虫数据集资源,因此通过一些数据增强的方法,对原始数据集进行预处理。通过对原始的水稻害虫数据集样本进行翻转、旋转和平移操作,扩充了水稻害虫数据集,数据增强后的水稻害虫数据集见表 3。

表 3 水稻害虫增强后的数据集

Table 3 Enhanced data set of rice pests			
水稻害虫类别	增强前样本数	增强后样本数	总样本数
中华稻蝗虫	84	1 008	1 092
稻飞虱	84	1 008	1 092
稻棘缘蝽	86	1 032	1 118
麻皮蝽	88	1 056	1 144
黑尾叶蝉	84	1 088	1 092

由于水稻害虫样本尺寸大小不一,为避免产生图像失真或形变,导致识别准确率降低的问题,需统一处理成相同大小(150×150)的尺寸。在训练水稻害虫识别模型时,需对数据集中的害虫样本进行打标。根据害虫类别命名标签,并将同类样本置于同一文件夹,文件夹以自然数编号区分(见表 1)。数据集共含

5 538 个样本,按 9:1 比例随机划分为训练集(4 984 个样本)和测试集(554 个样本),划分详情见表 4。训练集(含验证集)用于模型训练与验证,测试集用于预测。因采用 K -折交叉验证,所以不划分出验证集。

表 4 水稻害虫数据集划分

Table 4 Classification of rice pest data set						
数据集	中华稻蝗	稻飞虱	稻棘缘蝽	麻皮蝽	黑尾叶蝉	总计
训练集	982	994	996	1 032	980	4 984
测试集	110	98	122	112	112	554
总计	1 092	1 092	1 118	1 144	1 092	5 538

2.2 实验参数设置

两种水稻害虫识别方法对学习率均采用 Adam 优化器对损失函数进行优化,该优化算法结合了 AdaGrad 优化算法处理稀疏梯度和 RMSProp 优化算法处理非平稳目标的优点,是目前深度学习中非常受欢迎的一种优化方法。Adam 优化算法的迭代更新如下式:

$$\begin{aligned} \vec{v} &= \beta_1 \vec{v} + (1 - \beta_1) d\omega \\ \vec{s} &= \beta_2 \vec{s} + (1 - \beta_2) d\omega^2 \\ \vec{\omega} &= \vec{\omega} - \alpha \frac{\vec{v}}{\sqrt{\vec{s} + \varepsilon}} \end{aligned} \tag{1}$$

其中, β_1 、 β_2 为常数,用于控制指数衰减; β_1 、 β_2 、 α 、 ε 默认值分别为 0.9、0.999、0.001、 10^{-8} 。

两种模型的训练方法、输入图像大小、验证方法、优化器选择的相关参数设置见表 5。

表 5 模型相关设置

Table 5 Parameter settings		
名称	模型相关设置	
Model	EfficinetNet-B0	基于 EfficinetNet-B0 的迁移学习网络
Learning method	New learning	Transfer learning
input_shape	[150,150,3]	[150,150,3]
K -折交叉验证法	$K = 10$	$K = 9$
优化器	Adam	Adam
learning_rate	0.001	0.000 01
decay	1E-5	1E-8
batch_size	32	32
epochs	200	50

2.3 EfficientNet-B0 模型训练与害虫识别

在完成 EfficinetNet-B0 网络的构建后,利用预处理好的图像训练集数据进行模型的训练,旨在学习图像特征。整个训练流程包括以下几个关键步骤:首先,读取经过预处理的高质量训练集数据;接着,基于 EfficinetNet-B0 的整体框架,使用

TensorFlow 平台构建水稻害虫识别模型;然后,进行参数配置与优化器选择,设定样本批次大小(batch_size)为 32,迭代次数(epochs)为 200,并采用 Adam 优化器,同时设置学习率(learning_rate)为 0.001,学习率衰减(decay)为 1E-5,利用交叉熵作为损失

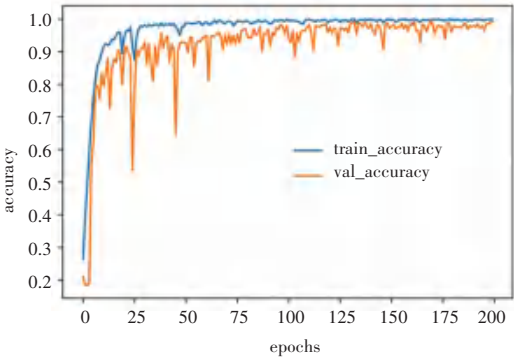
函数来评估模型性能;最后,在模型训练过程中,采用 shuffle 方法打乱数据,以增强模型泛化能力,并采用 K-折交叉验证法($K=10$)进行模型验证。实验结果显示,当 $K=10$ 时,模型训练效果最佳,此时训练数据的划分详情见表 6。

表 6 EfficientNet-B0 模型的数据集划分
Table 6 Data set partitioning of Efficientnet-B0 model

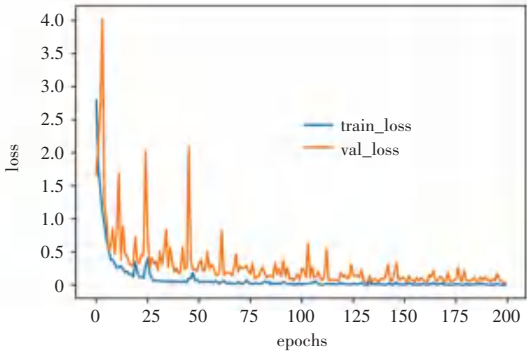
数据集	中华稻蝗	稻飞虱	稻棘缘蝽	麻皮蝽	黑尾叶蝉	总和
训练集	877	890	904	942	873	4 486
验证集	105	104	92	90	107	498
总和	982	994	996	1 032	980	4 984

经过 200 次迭代训练后,水稻害虫数据集在 EfficientNet-B0 网络上的准确率与损失率曲线如图 1 所示。从图中可以观察到,大约在迭代 78 次后, EfficientNet-B0 网络的准确率和损失率曲线逐渐收

敛。然而,训练过程中存在部分突变点,表明模型稳定性有待提高。收敛后,验证准确率与损失率出现偏离,这显示了 EfficientNet-B0 模型在水稻害虫数据集上出现了过拟合现象,其拟合效果并不理想。



(a) 准确率曲线



(b) 损失率曲线

图 1 准确率曲线和损失率曲线
Fig. 1 Accuracy rate curve and loss rate curve

2.4 基于迁移学习的模型优化

采用 EfficientNet-B0 网络框架,结合迁移学习技术,将 ImageNet 数据集上预训练的 EfficientNet-B0 权重迁移至水稻害虫识别任务中。基于预训练的 EfficientNet-B0 模型,冻结其所有层,并自定义全局平

均池化层及两层全连接层(含 1 280 个 ReLU 神经元和 5 个 Softmax 神经元)。采用 Adam 优化器,设置批次大小、迭代次数、学习率及衰减,以交叉熵为损失函数。训练过程中,数据经 shuffle 打乱,采用 9 折交叉验证($K=9$ 效果最佳),数据划分详见表 7。

表 7 迁移学习模型的数据集划分
Table 7 Data set division of migration learning model

数据集	中华稻蝗	稻飞虱	稻棘缘蝽	麻皮蝽	黑尾叶蝉	总和
训练集	865	876	893	933	864	4 431
验证集	117	118	103	99	116	553
总和	982	994	996	1 032	980	4 984

基于 EfficientNet-B0 网络的迁移学习模型在水稻害虫数据集上迭代 50 次后的性能如图 2 所示。图 2(a)表明,模型在迭代 3 次后,训练和验证准确率均超过 90%。整个训练过程中,曲线平稳无突

变,表明模型稳定。迭代约 20 次后,准确率和损失率曲线逐渐收敛,测试准确率和验证损失率趋于一致,显示模型在水稻害虫数据集上具有良好的拟合效果。

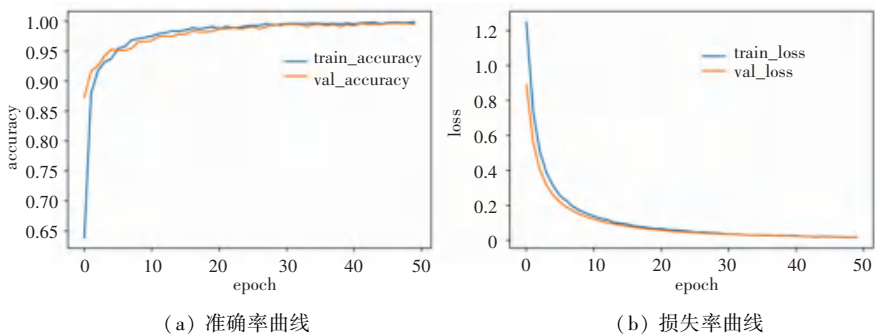


图 2 准确率曲线和损失率曲线

Fig. 2 Accuracy rate curve and loss rate curve

3 实验结果与分析

3.1 评价指标

评价深度学习模型性能时,通常采用多种指标。因此,为了更准确地评估水稻害虫识别模型的效能,采用准确率、混淆矩阵、精确率、召回率、F1 - Score 等多种评价指标。

混淆矩阵是一个 $N \times N$ 的矩阵,其中 N 代表类别的数量。矩阵中的 TP 代表将正样本正确识别为正样本的数量, TN 代表将负样本正确识别为负样本的数量, FP 代表将负样本错误识别为正样本的数量, FN 代表将正样本错误识别为负样本的数量。表 8 给出了混淆矩阵的一个示例,可直观地了解模型的分类情况。

表 8 混淆矩阵

Table 8 Confusion matrix

实际结果	预测结果(正样本)	预测结果(负样本)
正样本	真正例(True Positive, TP)	假反例(False Negative, FN)
负样本	假正例(False Positive, FP)	真反例(True Negative, TN)

评价水稻害虫识别模型的指标由混淆矩阵可得到,其中精确率 ($Precision$)、召回率 ($Recall$)、F1 - Score 3 种评价指标的计算如下式:

$$Precision = (TP)/(TP + FP) \tag{2}$$

$$Recall = (TP)/(TP + FN) \tag{3}$$

$$F1 - Score = \frac{2(Precision \times Recall)}{2TP + FP + FN} \tag{4}$$

3.2 模型性能对比分析

为了验证两种水稻害虫识别方法的有效性,将两种模型在表 8 的相关设置下进行对比。在相同的预处理数据集上,分别训练并测试了使用 EfficientNet-B0 模型以及基于 EfficientNet-B0 的迁移学习网络,以实现水稻害虫的有效识别。见表 9,迁移学习方法提升了识别准确率,达到了 99.82%,相比 EfficientNet-B0 网络的 98.56% 提高

了 1.26 个百分点。

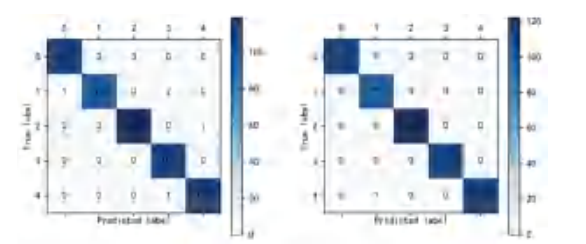
由表 9 可知,两种模型在准确率、损失率、每次迭代时间和模型大小方面存在一定差异。基于 EfficientNet-B0 的迁移学习模型在水稻害虫识别的准确率、损失率、每次迭代时间和模型大小方面均优于 EfficientNet-B0 模型。

图 3 展示了两种识别模型针对 5 种水稻害虫(分别由横纵坐标的 0~4 标识)的识别结果,通过混淆矩阵的形式进行呈现。分析图 3(a)可知, EfficientNet-B0 模型在稻飞虱这一类别上的识别率最高,而其余 4 类害虫则存在不同程度的误识别。而图 3(b)所展示的基于 EfficientNet-B0 的迁移学习方法在 5 种水稻害虫的识别上均表现出较高的准确率,仅在稻飞虱这一类别中出现了一次误识别,其余均正确无误。

表 9 模型性能对比

Table 9 Model performance comparison

Model	Learning method	Accuracy/%	Loss	Epoch/s	Model size /MB
EfficinetNet-B0	New learning	98.56	0.030 5	15	47.2
基于 EfficinetNet-B0 的迁移学习网络	Transfer learning	99.82	0.017 9	4	34.6



(a) EfficientNet-B0 (b) 基于 EfficientNet-B0 的迁移学习

图 3 水稻害虫识别混淆矩阵

Fig. 3 Rice pest identification confusion matrix

表 10 表明, EfficinetNet-B0 模型在识别中华稻蝗、稻飞虱、稻棘缘蝽、麻皮蝽、黑尾叶蝉 5 类样本时, 精确率分别高达 0.97、0.97、0.99、1.00、0.99, 召回率为 0.99、1.00、0.98、0.97、0.99, F1-score 则为 0.98、0.98、0.98、0.99、0.99。相比之下, 基于 EfficinetNet-B0 的迁移学习模型在各项指标上均表现出色, 多数指标达到或接近完美, 且普遍优于 EfficinetNet-B0 模型。这些数据证明, 文中提出的迁移学习方法在水稻害虫识别任务中展现出更优的性能, 具备较高的识别精度。

表 10 两种水稻害虫识别模型性能对比

Table 10 Performance comparison of rice pest recognition models					
水稻害虫	数量	模型	Precision	Recall	F1 - Score
中华稻蝗	110	EfficinetNet-B0	0.97	0.99	0.98
		迁移学习模型	1.00	1.00	1.00
稻飞虱	98	EfficinetNet-B0	0.97	1.00	0.98
		迁移学习模型	1.00	0.99	0.99
稻棘缘蝽	122	EfficinetNet-B0	0.99	0.98	0.98
		迁移学习模型	1.00	1.00	1.00
麻皮蝽	112	EfficinetNet-B0	1.00	0.97	0.97
		迁移学习模型	1.00	1.00	1.00
黑尾叶蝉	112	EfficinetNet-B0	0.99	0.99	0.99
		迁移学习模型	0.99	1.00	1.00

4 结束语

本文将迁移学习技术引入 EfficinetNet-B0 网络模型中, 实现了对中华稻蝗等 5 类水稻害虫的智能识别, 为水稻害虫的精准防治提供了支持。尽管所构建的两种识别模型在测试集上均取得了较高的准

确率, 但仍受限于害虫种类和数据量的不足。未来, 将继续扩大水稻害虫图像样本的采集范围, 增加害虫种类和图像数量, 并注重图像采集的真实性和多样性, 以进一步提升模型的泛化能力和识别精度。同时, 也将对深度学习模型的结构和算法进行优化, 以期获得更加优异的水稻害虫识别性能。

参考文献

[1] 蒋心璐, 陈天恩, 王聪, 等. 农业害虫检测的深度学习算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(6): 30-44.

[2] 李冬睿, 邱尚明, 杨善友. 基于自适应权重优化的多任务深度学习模型在甘蔗病害识别中的应用[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(3): 163-167.

[3] 马鹏鹏, 周爱明, 姚青, 等. 图像特征和样本量对水稻害虫识别结果的影响[J]. 中国水稻科学, 2018, 32(4): 405-414.

[4] 吕军, 齐子年, 方梦瑞, 等. 基于后验概率 SVM 的水稻害虫识别方法研究[J]. 黑龙江八一农垦大学学报, 2018, 30(2): 92-94.

[5] 张文凤. 基于深度学习的低分辨率水稻害虫图像识别方法研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2023.

[6] 肖小梅. 基于深度学习的水稻害虫图像识别研究[D]. 南昌: 江西农业大学, 2023.

[7] 王映雯. 基于深度学习的水稻叶片病害识别研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2024.

[8] 刘桐赫. 基于深度学习的水稻害虫识别与计数方法的研究[D]. 长春: 吉林农业大学, 2024.

[9] 刘凯旋, 黄操军, 李亚鹏, 等. 一种基于级联 R-CNN 的水稻害虫检测算法[J]. 黑龙江八一农垦大学学报, 2021, 33(5): 106-111.

[10] 姚青, 谷嘉乐, 吕军, 等. 改进 RetinaNet 的水稻冠层害虫为害状自动检测模型[J]. 农业工程学报, 2020, 36(15): 182-188.

[11] 李鑫, 南新元. 基于改进 YOLOv7-tiny 算法的多种类不均衡样本水稻害虫检测[J]. 山东农业科学, 2024, 56(6): 133-142.

[12] 黄诗锐, 王天一, 李论, 等. 基于改进 EfficientNet 的花椒虫害识别模型[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(3): 203-206.

[13] 郑果, 姜玉松, 沈永林. 基于改进 YOLOv7 的水稻害虫识别方法[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(3): 143-151.

[14] 曾伟辉, 唐欣, 胡根生, 等. 基于卷积块注意力胶囊网络的小样本水稻害虫识别[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(3): 63-74.

[15] 肖小梅, 杨红云, 易文龙, 等. 改进的 Alexnet 模型在水稻害虫图像识别中的应用[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(22): 9447-9454.

[16] 郑显润, 郑鹏, 王文秀, 等. 基于多尺度特征提取深度残差网络的水稻害虫识别[J]. 华南农业大学学报, 2023, 44(3): 438-446.

[17] TAN M, LE Q V. EfficientNet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning. IMLS, 2019: 6105-6114.