

基于改进 EfficientNet-V2 网络的水稻叶片病害识别方法

龚瑾¹ 崔艳荣¹

GONG Jin CUI Yanrong

摘要

考虑到自然环境下水稻叶片病害图像分类存在背景复杂的问题,且多数卷积神经网络识别正确率欠佳,文章提出一种结合迁移学习与改进 EfficientNet-V2 的方法。首先,对原始数据随机筛选并进行数据增强,然后优化原模型的参数,同时在 Fused-MBConv 模块中用 ECA 注意力机制替换 SE 注意力机制,最后在模型的最后一个 MBConv 模块后加入使用三重注意力机制替换深度卷积后的 MobileNetV2 的倒残差结构。实验证明,相比于原模型,该算法总体准确率提高了 1.81%,模型参数下降了 2.22×10^6 。且改进后的模型相比于 MobileNetV2、ShuffleNetV2、DenseNet、RegNetY 等模型,准确率明显更高。说明改进后的模型能更好地识别水稻叶片病害类型。

关键词

水稻叶片病害识别; EfficientNet-V2; 迁移学习; ECA; MobilenetV2; 三重注意力机制

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.025

0 引言

粮食安全是涉及国计民生以及社会安定的根本^[1],同时也是保证国家安全和经济发展的重要根基^[2]。水稻是中国主要粮食作物之一。2022 年,水稻占中国谷物的 32.92%,占口粮的 60.22%^[3]。从 2004 年到 2023 年,稻谷产量由 17 908.76 万吨增长到 20 660.32 万吨,证明水稻在农业生产中占据重中之重中的地位。

但水稻经常会受到病害侵扰,且有些病害比如水稻纹枯病,不仅具有传染性并且传染速度极快,可能会导致颗粒无收。因此不同病害需要用不同农药,如辨别错误,可能会引发环境污染、农药残留以及产量下降问题。目前,判别水稻叶片病害主要有两种方式:一是凭借个人经验;二是使用卷积神经网络作为工具。其中,第一种不仅费时费力而且具有主观性,因为个人所拥有的相关经验不一致,而且存在某些病害过于相似,极易误判;第二种能自动化智能化地快速识别病害种类,并且具有客观性。如今,卷积神经网络在农作物病害识别领域得到了广泛应用,并取得了较好的效果。比如,卫雅娜等人^[4]使用 CBAM 注意力机制以及 Ghost 模块来对 EfficientNet 改进,较好提升了模型对水稻叶片病害类型的识别正确率。黄林生等人^[5]将注意力机制与 Inception 模块都加入残差网络中,极大地提升了对玉米等多种农作物的病害识别准确率。高雨亮等人^[6]将 Inception-ResNetV1 模块与 SA 注意力机制联合使用,对自制的五类水稻叶片病害类型进行识别,正确率达到 95.55%。王浩宇等人^[7]使用 CA 注意力机制和 GhostNetV2 网络中核心模块的 original 分支

改进 EfficientNet-V2 网络,注意力机制使得模型能更好地捕获细粒度特征信息。袁培森等人^[8]使用 ECA 注意力机制改进 MobileNetV3-S 模型,并使用迁移学习对水稻叶片病害识别,正确率达到 99.92%。胡玉珠等人^[9]对 MobileNetV2 改进,准确率达到 84.32%,相较于原模型提升了 0.82%。李建华等人^[10]使用 AlexNet 卷积神经网络对 10 种农作物进行病害识别,总识别精度达到 0.83。丁士宁^[11]使用迁移学习和 NonLocal 注意力机制对 ResNet 改进,对水稻病虫害识别的准确率提升了 2.92% 相比于原模型。

对于野外环境下的水稻叶片病害分类任务,面临图像背景复杂,且多数卷积神经网络的识别正确率不高的情况。为解决这些问题,本文提出了基于迁移学习和改进后的 EfficientNet-V2 模型的方法,不仅能降低模型的参数量,还能提高识别的准确率,实现对水稻叶片病害的自动识别,有助于提前避免病虫害的发生。

1 数据集与方法

1.1 数据集相关内容

本文使用了公开的基于自然条件下的水稻叶片病害识别的数据集^[12],包含水稻白叶枯病、水稻瘟病、水稻褐斑病和水稻纹枯病、正常叶片 5 类图像。从中随机筛选水稻褐斑病和健康叶片中的部分图像对水稻纹枯病类图像进行图像增强(包含水平翻转、随机调整图像饱和度、反色、随机旋转一定角度和添加高斯噪声),得到 5 257 张图像(每类大概 1 050 张图像),并先按照 8:2 的比例划分测试集(1 050 张)和非测试集(4 207 张),再从非测试集中提取 20% 的数据放入验证集(838 张),80% 的放入训练集(3 369 张)。

1. 长江大学计算机科学学院 湖北荆州 434000

1.2 方法

1.2.1 EfficientNet-V2

EfficientNet-V2^[13] 基于 EfficientNet-V1 进行改进, 是更小、训练速度更快、计算效率更高的模型。拥有更多变体, 其中, S 变体的参数量更小、对计算资源和存储空间要求更低, 更适用于移动手机和智能家居等更接近用户或数据源的地方。S 变体的网络结构如表 1 所示。

表 1 EfficientNet-V2-S 的网络结构

阶段	操作	步长	通道数	层数
0	Conv3x3	2	24	1
1	Fused-MBConv1, k3×3	1	24	2
2	Fused-MBConv4, k3×3	2	48	4
3	Fused-MBConv4, k3×3	2	64	4
4	MBConv4, k3×3, SE0.25	2	128	6
5	MBConv6, k3×3, SE0.25	1	160	9
6	MBConv6, k3×3, SE0.25	2	256	15
7	Conv1×1 & Pooling & FC	—	1 280	1

其中的一大改进点就在于 Fused-MBConv 模块。该模块是基于 EfficientNet-V1 的 MBConv 模块进行的改进, 将 MBConv 模块的第一个有升维作用的卷积和深度卷积用 3×3 普通卷积替代, 使得网络结构更简单, 训练时间更短。当 $\text{expansion} \neq 1$ (即进行 Fused-MBConv4) 时, 该模块的结构如图 1 所示。

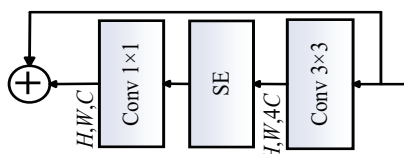


图 1 Fused-MBConv 模块的结构

1.2.2 ECA 注意力机制

正确使用注意力机制, 可以使模型更准确地关注于图像的关键区域, 弱化不相关的背景信息, 从而提高模型的准确性^[14]。其中, ECA 注意力机制^[15] 是一个可以提升模型对关键特征信息敏感度的高效模型。通过一维卷积捕获通道间的相互关系, 无需使用升维和降维卷积, 来增加计算的复杂性, 保证了模型的高效性。ECA 注意力机制的结构如图 2 所示。

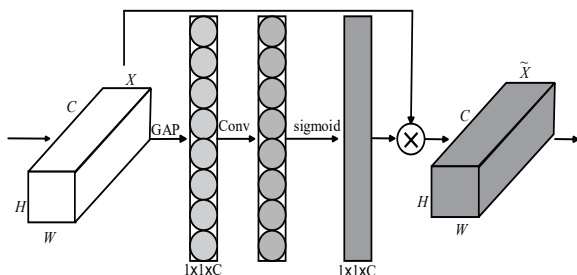


图 2 ECA 模块的结构

其中卷积为 1 维卷积, 卷积核大小可视为 K , K 与捕获通道间相互关系的能力息息相关。 K 可据输入特征的通道数自适应地计算获得, 一般为奇数, K 值越大, 代表捕获范围更广。

1.2.3 MobileNetV2 的倒残差结构

MobileNetV2^[16] 的倒残差结构是 MobileNetV2 的核心部分, 不仅可以保证模型的高效性, 还可以降低模型的计算成本和存储空间。

与传统残差结构不同。传统残差结构里, 输入 / 出的通道数较多, 但位于中间部分的卷积的通道数较少。但与之相反, 输入 / 输出通道数更少, 中间的卷积通道数多些。因此, 可以使得模型在中间的卷积部分获得更多的通道数, 更完全地使用计算资源和提取特征信息。该结构如图 3 所示。

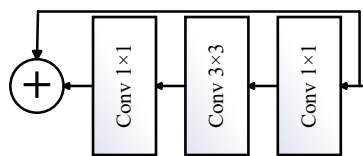


图 3 MobileNetV2 的倒残差结构

1.2.4 Triplet Attention 三重注意力机制

三重注意力机制通过 3 个并行的分支来分析输入的数据, 每个分支关注数据的不同维度, 来共同决定哪些部分最值得注意。3 个不同的维度即宽度和高度 (或空间维度) 以及深度 (或通道维度、色彩和纹理等特征)。

网络结构如图 4 所示。通过分别对 3 个视角中的输入张量进行排列变化, Z 池化操作以及卷积层操作, 生成针对不同维度的注意力权重。再通过 sigmoid 激活函数进行非线性变换, 并应用于排列变化后的输入张量。这可以增强模型对关键特征的注意度, 同时抑制非关键特征。最终变换为原来的输入形状。这使得该注意力机制能够用于现有的深度学习模型中, 而不改变模型的输入输出格式。

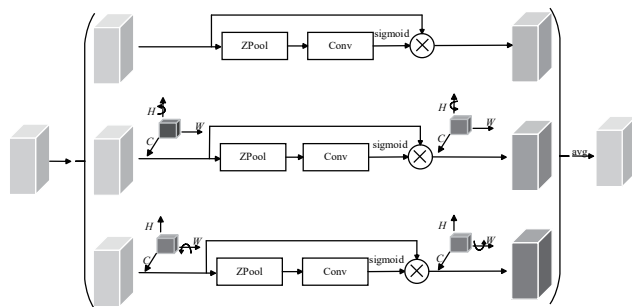


图 4 Triplet Attention 的网络结构

1.2.5 迁移学习

迁移学习是一种在机器学习中经常用到的方法。可以将某个任务中, 已在大量数据上训练过的模型的权重, 迁移到另一个任务中, 提高学习的效率。在本文中, 使用的模型均采用了迁移学习, 均使用在 ImageNet 中训练好的模型的权重。

在改进 EfficientNet-V2 模型时，过滤原模型中与改进后模型不符的权重参数，只保留未改进部分的权重参数，以此作为模型的初始化权重。

1.2.6 本文算法

本文所提出的算法的网络结构如表 2 所示。在进行参数优化时，作者将原模型的阶段 6 中深度卷积的步长变为 1 以及层数减少为 12 层，将阶段 7 划分为阶段 7 和阶段 8，并将阶段 8 卷积的步长设为 2。进行参数优化后，在阶段 7 前新增一层使用 Triplet Attention 三重注意力机制替换深度卷积的 MobileNetV2 的倒残差结构，并将 expand_ratio（有控制特征通道数扩展程度的作用）设为 6。并将 Fused-MBConv 模块的 SE 注意力机制换成 ECA 注意力机制。

表 2 本文算法的网络结构

阶段	操作	步长	通道数	层数
0	Conv3x3	2	24	1
1	Fused-MBConv1,k3×3	1	24	2
2	Fused-MBConv4,k3×3	2	48	4
3	Fused-MBConv4,k3×3	2	64	4
4	MBConv4,k3×3,SE0.25	2	128	6
5	MBConv6,k3×3,SE0.25	1	160	9
6	MBConv6,k3×3,SE0.25	1	256	12
7	InvertedResidual6	1	256	1
8	Conv1×1	2	1 280	1
9	Pooling & FC	—	1 280	1

2 结果与分析

2.1 实验平台和超参数设置

本文的研究均在 AutoDL 平台上进行，采用 PyTorch 1.10.0、Python 3.8 和 Cuda 11.3 的镜像，GPU 为 RTX 3080 Ti ×1 卡，CPU 为 Intel Xeon Silver 4214R。

实验使用 AdamW 优化器，其权重衰减设置为 1E-9。epoch 设置为 250 和 batch-size 设置为 32，初始学习率设为 0.000 1，学习率衰减因子设置为 0.01。

2.2 评价指标

本研究是针对水稻叶片病害的多分类问题，实验采用精确率 Pre、召回率 R、F₁ 来衡量各类的识别效果，采用来衡量总体的准确率 Acc，采用模型参数量来衡量模型的大小。各评价指标的具体公式分别为：

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2}$$

$$F_1 = \frac{2 \times Pre \times R}{Pre + R} \tag{3}$$

$$Acc = \frac{\text{所有类别被正确预测的样本总数}}{\text{总样本数}} \tag{4}$$

式中：TP 为预测为正样本，实际为正样本的个数；FP 为预测为正样本，实际为负样本的个数；FN 为预测是负样本，实际为正样本的个数。

2.3 对比实验分析

2.3.1 ECA 注意力机制参数对比

在本文算法中，使用 ECA 注意力机制。在基于本文算法的情况下，对 ECA 某些参数进行修改，生成表 3 结果。对于一维卷积，在不固定 K 时，K 根据输入通道数等确定，K=3/5；固定时，K=7。而 K 值越大，代表更广的捕获范围。在默认情况下，bias 的参数为 True，会在卷积操作之后添加一个可学习的偏置项，可以帮助模型更好地拟合数据。当 bias=False 时，可以减少模型的参数数量，有助于减少过拟合风险。

表 3 ECA 注意力机制参数对比

K 是否固定	bias 值	整体准确率 /%
√	False	90.95
√	True	91.33
×	False	89.81
×	True	90.05

根据表 3 可知，当 K 值固定并且 bias=True 时，模型整体的准确率最高。原因可能是因为当前数据、当前任务更适合这种设置。因此，最终 1D 卷积的卷积核大小 K 固定为 7，bias 取默认值 True。

2.3.2 模型新增模块对比分析

本文算法是对 EfficientNet-V2 进行的改进。为阐明本文算法改进点的作用，进行了下述实验。表 4 中模型名称从①到⑥，依次是原模型、参数优化后的模型、基于②的模型再使用 ECA 替换 SE 注意力机制、基于②的模型再使用倒残差结构、基于②的模型再使用 ECA 注意力机制和倒残差结构、本文算法（基于⑤的模型将深度卷积替换为三重注意力机制）。

表 4 新增模块对比实验结果

模型名称	总体准确率 /%	参数量 /10 ⁶
①	89.52	20.18
②	90.10	17.17
③	90.57	17.17
④	90.86	17.98
⑤	91.05	17.98
⑥	91.33	17.96

根据表 4 可知，模型②相比于原模型①，准确率提高了 0.58%，参数量也降低了 3.01×10⁶。证明对于模型参数的优化是有效的。阶段 6 的层数降为 12，可以适当简化模型结构。深度卷积的步长变为 1，可以更高效地捕获数据的特征信息，

可以适当提高模型对水稻病害的识别准确率。模型③相比于模型④提升较小。使用 ECA 模块替换 SE 模块，可以有效避免维度的缩减，并且更好地捕获通道之间的交互关系。倒残差结构使得网络更有效地获取和使用特征信息，以此提高模型的精度和泛化能力。但如表 4 所示，同时使用 ECA 注意力机制和倒残差结构的效果明显比单个使用它们的效果好。在模型⑤基础上，使用三重注意力机制替换倒残差结构中的深度卷积，该注意力机制可以从 3 个不同的分支捕获输入数据的跨纬度交互特征，能提升模型对特征的理解能力。因此，新增模块对于原模型确实有一定的帮助。

2.3.3 不同模型对比分析

如表 5 所示为 6 种不同的神经网络对于水稻叶片病害的识别效果。在表 5 中，类别列中，0 为水稻白叶枯病；1 为水稻瘟病；2 为水稻褐斑病；3 为正常叶片；4 为水稻纹枯病。

表 5 不同模型对比实验结果

模型名称	总体准确率 /%	类别	精确率 /%	召回率 /%	F_1 分数 /%
原模型	89.52	0	86.64	96.17	91.16
		1	88.08	80.95	84.37
		2	85.85	83.41	84.62
		3	93.61	97.16	95.35
		4	93.53	89.95	91.71
本文算法	91.33	0	89.78	96.65	93.09
		1	87.25	84.76	85.99
		2	88.35	86.26	87.29
		3	95.00	99.05	96.98
		4	96.41	89.95	93.07
MobileNetV2	78.48	0	78.67	84.69	81.57
		1	83.04	67.62	74.54
		2	65.30	67.77	66.51
		3	78.49	93.36	85.28
		4	89.67	78.95	83.97
ShufflenetV2	69.81	0	65.02	81.82	72.46
		1	73.91	56.67	64.15
		2	66.05	50.71	57.37
		3	69.06	86.73	76.89
		4	76.88	73.21	75.00
Densenet	79.52	0	82.84	80.86	81.84
		1	79.89	68.10	73.52
		2	70.37	72.04	71.19
		3	81.33	92.89	86.73
		4	83.33	83.73	83.53
RegNetY	73.81	0	72.73	76.56	74.59
		1	70.85	67.14	68.95
		2	65.36	55.45	60.00
		3	76.80	91.00	83.30
		4	81.68	78.95	80.29

据表 5 可知，除原模型和本文算法外，Densenet 的总体准确率最高，为 79.52%，每类的精确率在 70% ~ 80% 左右。ShufflenetV2 的最低，为 69.81%，每类的精确率更低，在 65% ~ 78% 左右。基础模型 EfficientNet-V2 相较于其他模型，是效果比较好的。基于原模型进行改进后，得到了比较高的总体准确率，其中每类的精确率也大多得到了一定的提升（除水稻瘟病外），召回率和 F_1 分数也得到了提升。

3 结论

本文改进了轻量级网络 EfficientNet-V2，发现在进行参数优化后，不仅模型参数量方面下降了，而且模型对于 5 类水稻叶片病害的识别效果也更好了。在此基础上，作者还发现同时使用 ECA 注意力机制和 MobileNetV2 网络的倒残差结构的效果比单独使用它们的效果要好，以及使用三重注意力机制替换倒残差结构的深度卷积后效果有一定的提升。这很好地提升了分类的效率，对于其他类似问题的分类也提供了有效思路。后续可以尝试增添新的水稻叶片病害数据，针对更多的病害类型，对模型继续进行改进，为智慧农业发展贡献力量。

参考文献：

[1] 王帮高. 现代农机成夯实粮食安全生产的“压舱石”[J]. 当代农机, 2020 (7): 18-20.

[2] 王佳楠. 乡村振兴战略背景下我国粮食安全的内涵、困境及对策研究[J]. 现代农机, 2024 (5): 41-43.

[3] 闵锐, 谢雨濛, 黄炜宁, 等. 中国粮食生产高质量发展水平的动态演进: 以水稻为例[J]. 湖北科技学院学报, 2024, 44(4): 25-31.

[4] 卫雅娜, 王志彬, 乔晓军, 等. 基于注意力机制与 Efficient-Net 的轻量化水稻病害识别方法[J]. 中国农机化学报, 2022,43(11):172-181.

[5] 黄林生, 罗耀武, 杨小冬, 等. 基于注意力机制和多尺度残差网络的农作物病害识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(10): 264-271.

[6] 高雨亮, 徐向英, 章永龙, 等. 融合分组注意力机制的水稻病虫害图像识别算法[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2021, 24(6):53-57.

[7] 王浩宇, 崔艳荣, 胡玉荣, 等. 基于改进 EfficientNetV2 的苹果叶片病害识别模型[J]. 山东农业科学, 2024,56(9): 124-132.

[8] 袁培森, 欧阳柳江, 翟肇裕, 等. 基于 MobileNet-V3Small-ECA 的水稻病害轻量级识别研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(1): 253-262.

[9] 胡玉珠, 刘昌华, 李盼. 利用改进 MobileNet V2 网络识别水稻叶片病虫害的方法[J]. 武汉轻工大学学报, 2024,43(3): 76-81.

混合云环境下重要数据多层加密研究

王 斌¹
WANG Bin

摘 要

随着云计算技术飞速发展,混合云作为新型云服务模式,其数据隐私保护与安全应用问题愈发突出。文章聚焦混合云架构,剖析现存数据保护痛点,从公有云、私有云双维度,系统阐述数据安全加密方案。创新提出混合云通信隐私数据多层加密方案,通过分层加密机制,强化混合云环境下通信隐私数据的加密防护能力,保障数据传输全流程安全。经理论推导与模拟验证,该方案有效提升混合云数据安全水平,为云计算领域安全发展提供技术支撑与实践参考,助力构建更可靠的混合云数据安全生态。

关键词

混合云;通信隐私;多层加密;同态加密;数据安全应用

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.07.026

0 引言

云计算作为一种新兴的高效计算模式,为企业和政府部门等众多用户提供了弹性可扩展、按需付费的资源服务,确保各类业务系统和数据应用场景的实现。混合云结合了公有云和私有云的优势,既保证了数据的安全性,又降低了成本。然而,在混合云环境下,数据的传输和存储涉及多个不同的网络和服务提供商,数据隐私泄露风险增加。因此,如何确保混合云环境下通信隐私数据的安全应用成为亟待解决的问题。

1 混合云架构中的数据传输加密研究现状

混合云架构为用户提供了灵活性和可扩展性,但在数据

安全性方面确实面临诸多挑战。尤其是如何有效保护在公有云和私有云之间数据传输数据的安全性。数据传输安全包括传输加密算法和密钥管理两大部分。其中,密钥作为加密传输的核心,其存储、传输和调用的安全性极为重要。为解决以上问题,实现密钥的统一管理是保障其在整个混合云架构中的安全使用和存储的有效手段之一^[1]。

混合云环境中的数据保护示意图如图1所示。混合云架构的安全性是企业实施云计算策略时的核心关注点,为确保数据在公有云和私有云之间安全传输,可信传输线路或加密传输信道可有效隔离公共网络的不安全因素,保证传输数据的机密性和完整性。密钥管理在整个混合云安全体系中至关重要,在混合云架构中所有密钥统一由私有云端的密钥管理系统(key management system, KMS)管理和保护。

1. 山东省济南市消防救援支队 山东济南 250101

- [10] 李建华,郝炘,牛明雷,等.基于卷积神经网络的农作物病害识别[J].中国农业信息,2019,31(3):39-47.
- [11] 丁士宁.基于ResNet50的水稻病虫害识别[J].现代信息科技,2024,8(16):127-130.
- [12] 赵晋飞.面向田间复杂环境的水稻叶片病害识别算法研究[D].广州:广东技术师范大学,2023.
- [13] 胡志伟,杨华,黄济民,等.基于注意力残差机制的细粒度番茄病害识别[J].华南农业大学学报,2019,40(6):124-132.
- [14] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway:IEEE, 2020: 11534-11542.

- [15] SUNIL C K, JAIDHAR C D, PATIL N. Cardamom plant disease detection approach using EfficientNetV2[J]. IEEE access, 2021, 10: 789-804.
- [16] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. MobileNetV2: inverted residuals and linear bottlenecks[EB/OL].(2019-03-21)[2024-09-25].<https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.04381>.

【作者简介】

龚瑾(2000—),女,湖北荆州人,硕士研究生,研究方向:机器学习与人工智能。

崔艳荣(1968—),女,湖北仙桃人,博士,教授、研究生导师,研究方向:网络安全和信息处理。

(收稿日期:2025-02-15 修回日期:2025-07-10)