

基于 ConvNeXt 的农作物病害图像识别方法

史茹欣¹, 程文旗^{2*}

¹ 广西信息职业技术学院计算机与人工智能学院 广西南宁

² 广西信息职业技术学院北斗与通信学院 广西南宁

【摘要】智慧农业是未来农业的发展方向。治理农作物病害最关键的问题是精确的判断病害类型。为了进一步提高农作物病害识别准确率,提出一种改进 ConvNeXt 的农作物病害识别方法,为了提升网络的特征提取能力,将 ConvNeXt 基本模块中加入无参注意力模块 SimAM;为了加强通道的特征,在原有的网络结构上增加 ECA (Efficient Channel Attention) 注意力模块;在公开数据集 PlantVillage 上进行试验。结果表明:与原始的 ConvNeXt 模型相比,改进后的方法在不增加参数数量的同时,识别准确率达到 99.36%,比原模型提高了 2.02 个百分点,为农作物的自动化识别提供参考。

【关键词】智慧农业;病害识别;ConvNeXt;SimAM;注意力机制

【收稿日期】2024 年 10 月 18 日 **【出刊日期】**2024 年 12 月 5 日 **【DOI】**10.12208/j.aam.20240048

Crop Disease Image Recognition Method Based on ConvNeXt

Ruxin Shi¹, Wenqi Cheng^{2*}

¹College of Computer and Artificial Intelligence, Guangxi Information Vocational and Technical College, Nanning, Guangxi

²Beidou and Communication College of Guangxi Information Vocational and Technical College, Nanning, Guangxi

【Abstract】 Smart agriculture is the development direction of future agriculture. The most crucial issue in managing crop diseases is to accurately determine the type of disease. In order to further improve the accuracy of crop disease recognition, an improved ConvNeXt method for crop disease recognition is proposed. To enhance the feature extraction ability of the network, a parameter free attention module SimAM is added to the network structure of ConvNeXt; In order to enhance the characteristics of channels, an ECA attention module is added to the basic module of the model; Conduct experiments on the publicly available dataset PlantVillage. The results show that compared with the original ConvNeXt model, the improved method achieves a recognition accuracy of 99.36% without increasing the number of parameters, which is 2.02 percentage points higher than the original model, providing a reference for automated crop recognition.

【Keywords】 Smart agriculture; Disease identification; ConvNeXt; SimAM; Attention mechanism

1 引言

近年来,我国农业现代化全面发展,智慧农业是农业现代化发展的重要方向。利用计算机视觉传递农作物叶片病害具有良好的应用前景。Krishnamoorthy^[1]等采用 InceptionResNetV2 模型,结合迁移学习方法用于识别水稻叶片的疾病,获得了 95.67%的精度。姚建斌等^[2]以 VGGNet16 作为基础网络,使用迁移学习方法,平均识别准确率达 95%。以上研究已经取得一些进展,但目前仍存在不少问题。农作物病害不同类别之间,具有较高的视觉相似性,分类难度较大。

本文提出一种基于改进 ConvNeXt 的农作物病害图像识别方法。旨在不增加模型本身参数数量的同时提高模型准确率。实验表明:改进后的模型准确率高达 99.36%,适用于农作物叶片病害识别的任务,有助于

*通讯作者:程文旗

提高农作物病害识别效率, 提高农作物产量, 为智慧农业的发展奠定基础。

2 数据集与预处理

本文使用的是 PlantVillage^[3]的公开数据集, 对其中的 5 种农作物中的 25 类病虫害进行识别。部分图像如图 1 所示。整理发现, 农作物病虫害叶片图像存在样本分布不均匀, 对比度低的问题。本研究利用 Python 脚本语言对病害图像进行处理, 采用随机水平/垂直翻转, 曝光操作实现对样本数据的增强, 增强效果实例如图 2 所示。本次实验训练集样本 37572 张图片, 测试集样本 10334 张图片。



图 1 苹果、玉米、葡萄、番茄、马铃薯病害叶片展示



图 2 增强效果示例图

3 方法

如图 3 所示为改进后的 ConvNext 网络结构图, 输入一张 $224 \times 224 \times 3$ 图片, 图片首先经过一次卷积核大小为 4, 步长为 4 的普通卷积进行细节部分的特征提取; 再经过归一化处理, 图像的高和宽都变为原来的 $1/4$; ConvNeXt Block 为 ConvNeXt 网络的基本模块, Down Sample 为 ConvNeXt 网络的下采样模块, 基本模块分别重复 3 次, 3 次, 9 次, 3 次, 并在第 2, 3, 4 个阶段前经过下采样模块处理。在第 4 个阶段输出后再经过全局平均池化, 归一化处理, 最后在全连接层得到最后输出。在基本模块中, 本研究加入 3D 权重的无参注意力模块和通道注意力机制 ECA Block。下面分别对 SimAM, ECA 注意力模块进一步阐述。

3.1 SimAM

现有的注意力模块存在两个问题: 一是只能在通道或者空间维度中的一个维度对特征进行精炼, 在空间和通道同时变化的空间缺乏灵活性; 二是注意力模块的结构往往需要基于一系列的复杂操作, 例如池化等。基于此问题, Yang^[4]等人提出了一个用于卷积神经网络中简单且高效的注意力模块 SimAM。与现有的通道注意力模块和空间注意力模块相比, SimAM 模块没有额外参数, 加入网络不会增加网络的复杂度, 是一种用特征图推导出的 3D 注意力机制^[5]。

如图 4 所示为 SimAM 注意力模块, 可以被看作是一个计算单元, 旨在增强卷积神经网络中的特征表达能力, 可以将任何中间特征张量作为输入, 并转换输出具有相同大小、同时具有增强表征作用的特征张量, 其中 X 为输入的特征张量。

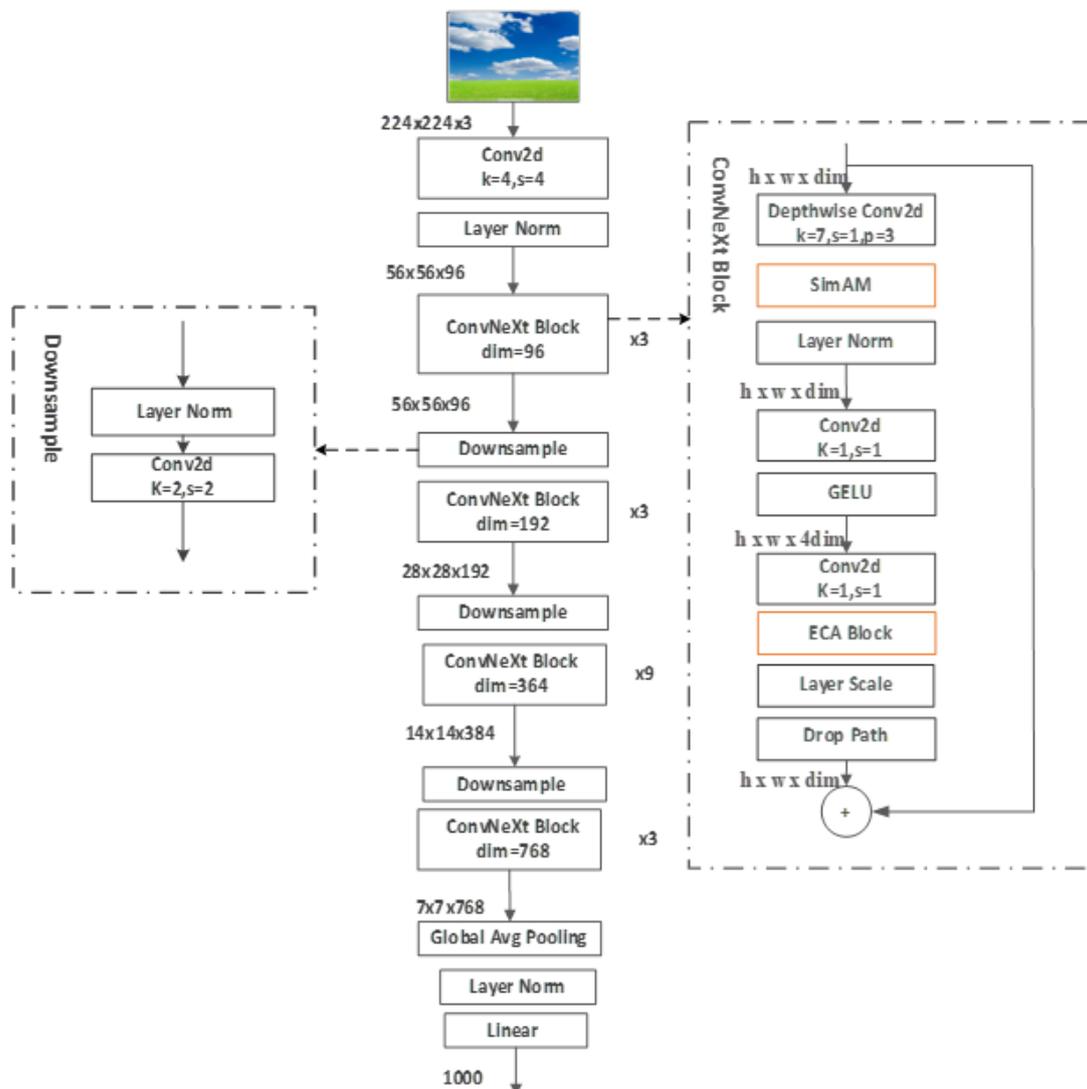


图 3 改进的 ConvNeXt 网络结构图

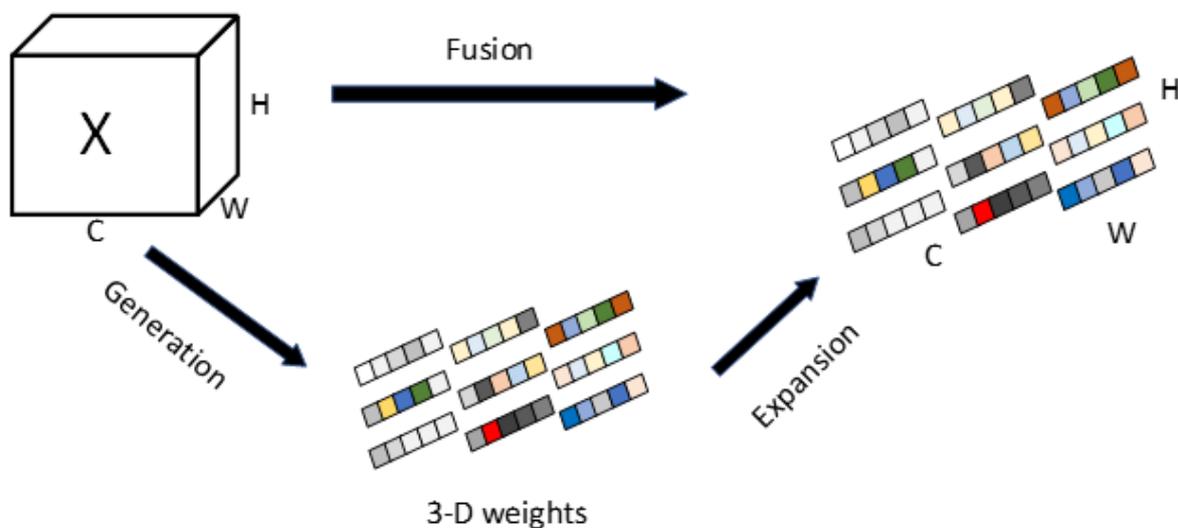


图 4 SimAM 模型结构

3.2 ECA Block

通道注意力机制能够有效的提升卷积神经网络的性能。大多数的注意力机制能够提高网络的准确率, 但会使计算负担变大。Wang^[6]等人提出的 ECA 注意力模块是一种通道注意力模块。相比于其它的通道注意力机制, ECA 注意力模块能够在不增加计算负担的情况下, 提高卷积神经网络的性能。ECA 模块结构如图 5 所示。在改进的 ConvNeXt 网络结构中引入高效的通道注意力 ECA 模块, 在模型参数量不增加的同时加强通道特征, 提升网络的性能。

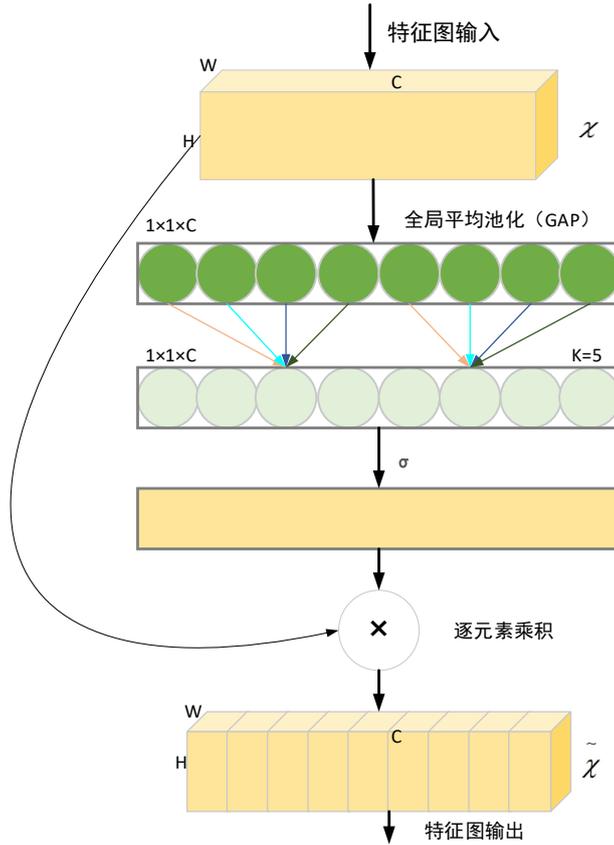
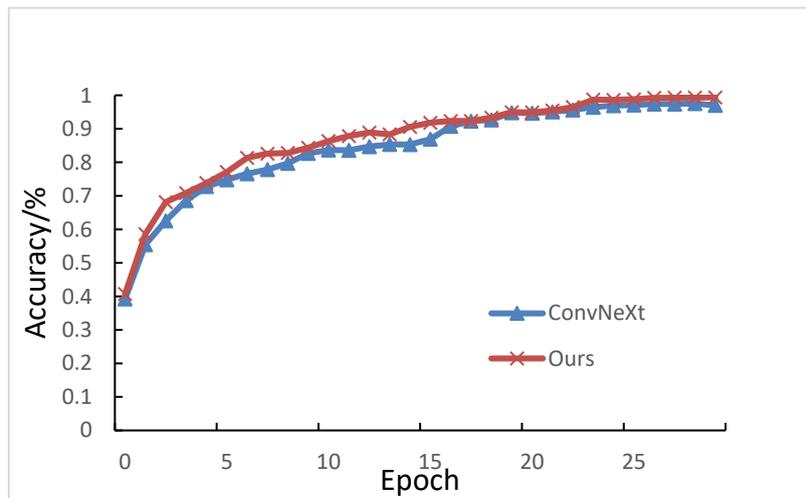
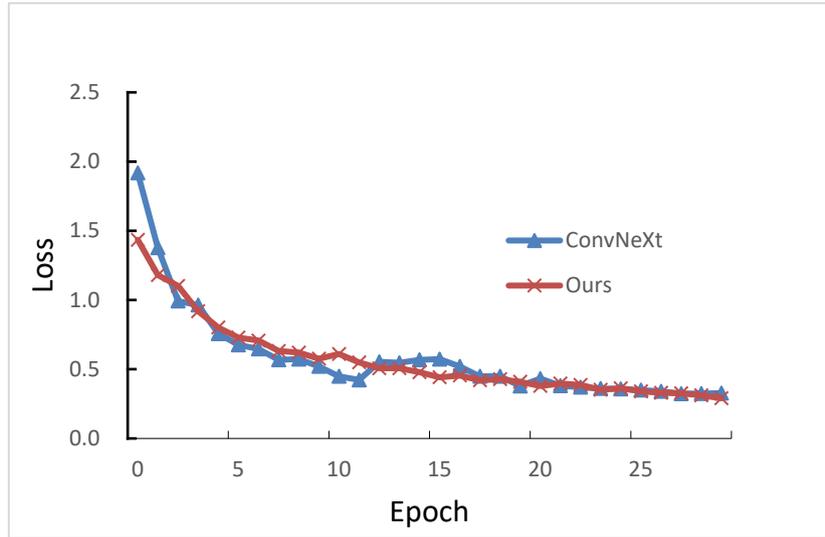


图 5 ECA 模块结构图



(a) 准确率比较



(b) 损失比较

图 6 原始模型与改进后的模型比较

4 实验结果

4.1 实验环境及设置

本次实验硬件设备为 Intel (R) Core (TM) i7-8700 CPU 处理器, 软件环境为 Windows 10 操作系统, Pytorch 1.7.1 深度学习框架和 PyCharm 开发平台。训练过程中, 为使实验结论更加科学可靠, 实验均使用随机梯度下降优化器进行参数更新, 损失函数为交叉熵函数, 迭代次数为 30 次, 批尺寸为 64。

4.2 实验结果与分析

将改进后的 ConvNeXt 模型与原模型的准确率与损失进行比较, 可以发现改进后的模型收敛速度优于原模型。图 6 所示, 代 30 次数后, 准确率比原模型更高, 损失比原模型更小, 进一步验证了改进后的方法的有效性。

本实验在相同的条件下将改进的 ConvNeXt 模型和经典的卷积神经网络进行对比, 进一步验证了改进的 ConvNeXt 模型在农作物病害识别上的有效性。表 1 为不同模型的实验结果, 相比于原模型, 我们的方法准确率提高了 0.60%到 5.06%不等, 极大提高了数据的利用率; 精确率和召回率提高了 0.62%到 5.09%不等, 极大地提高了模型对数据样本分布不均匀的能力。由此说明, 我们的方法在农作物病害识别任务中具有优越性。

表 1 不同模型的实验结果对比

模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%
ConvNeXt	97.34	97.36	97.36
VGG16	97.28	97.29	97.27
Alex Net	96.98	96.90	97.06
Dense Net161	95.60	95.57	94.94
Dense Net169	95.15	95.13	95.07
Dense Net201	95.23	95.20	95.25
Inception-v3	95.62	95.46	96.13
Google Net	94.30	94.62	94.31
ResNet34	98.56	98.62	98.64
ResNet50	97.92	97.50	97.85
ResNet101	98.76	98.48	98.78
Ours	99.36	99.40	99.40

4.3 消融实验

为了研究注意力模块的引入是否对农作物病害识别有效, 我们进行了一项对比实验, 即将 ConvNeXt 的原始模型中分别引入 SE 注意力模块, CBAM 注意力模块和 ECA 注意力模块。从表 2 可以看出, SE 注意力模块, CBAM 注意力模块都增加了模型的参数量和模型大小, 而 ECA 注意力模块不仅保持了原有模型的大小还实现了更高的识别准确率, 因此我们的方法中选用 ECA 注意力模块增加模型识别性能。

为了验证改进后的 ConvNeXt 模型中各类优化方法的有效性, 本节将各类优化方法与原模型 ConvNeXt 做对比。详细实验数据如表 3 所示。在原模型的基础上分别融入 SimAM 注意力机制和 ECA 通道注意力机制在准确率上都有积极影响。其中加入 SimAM 注意力机制在不增加模型参数量的情况下增加了 1.79% 识别准确率, 加入 ECA 注意力模块在保持原有参数量的同时, 提高了 0.56% 的模型识别准确率。进一步证明了 SimAM 注意力机制和 ECA 通道注意力机制两种方法的融合没有为 ConvNeXt 网络带来负面效果, 反而更有利于提高模型的识别精度。

表 2 ConvNeXt 模型引入不同注意力模块后的实验结果

Models	准确率/%	精确率/%	召回率/%	模型大小/MB	参数量/个
ConvNeXt	97.34	97.36	97.36	106.19	27839353
ConvNeXt+SE	97.38	97.39	97.40	130.99	34337137
ConvNeXt+CBAM	97.73	97.74	97.76	205.05	53752783
ConvNeXt+ECA	97.90	97.93	98.06	106.19	27839353

表 3 模型优化消融实验结果对比

模型	准确率/%	精确率/%	召回率/%	模型大小/MB	参数量/个
ConvNeXt	97.34	97.36	97.36	106.19	27839353
ConvNeXt+SimAM	99.13	99.17	99.22	106.19	27839353
ConvNeXt+ECA	97.90	97.93	98.06	106.19	27839353
ConvNeXt+SimAM+ECA	99.36	99.40	99.40	106.19	27839353

5 结论

为了解决现有深度学习模型识别农作物病害准确率较低的问题, 提出了一种改进的 ConvNeXt 农作物病害识别方法。在 ConvNeXt 基本模块中加入无参注意力模块 SimAM, 提升网络的特征提取能力; 在原有的网络结构上增加 ECA 注意力模块加强通道特征, 改进的 ConvNeXt 农作物病害识别方法在不增加模型参数量的情况下提高了模型识别精度。在 PlantVillage 公开数据集上的识别准确率达到 99.36%, 在农作物病害识别方面有较好的应用前景, 为智慧农业的发展奠定基础。下一步将研究如何大幅减少参数量的同时保证对农作物病虫害的识别精度, 进一步综合提升模型的性能。

参考文献

- [1] N. Krishnamoorthy, L.V. N. Prasad, C. P. Kumar, B. Subedi, H. B. Abraha et al, "Rice leaf diseases prediction using deep neural networks with transfer learning," Environmental Research, vol. 198, no.11, pp. 111275, 2021.
- [2] 姚建斌,张英娜,刘建华.基于卷积神经网络和迁移学习的小麦病虫害识别[J].华北水利水电大学学报(自然科学版),2022,43(02):102-108.
- [3] D. Hughes and M Salathé, "An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics," arXiv preprint arXiv:1511.08060, 2015.
- [4] Yang L, Zhang R Y, Li L, et al. Simam: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural

networks[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2021: 11863-11874.

- [5] 朱传军,刘荣光,成佳闻等.基于 SimAM 模块与 ResNet34 网络的混合缺陷检测模型[J].现代制造工程,2023,No.509(02):1-9.
- [6] Q. Wang, B. Wu, P. Zhu, P. Li and Q. Hu, "ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks," in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, SEA, USA, pp. 13-19, 2020.

版权声明: ©2024 作者与开放获取期刊研究中心(OAJRC)所有。本文章按照知识共享署名许可条款发表。

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



OPEN ACCESS