基于 2D DWT 与 MobileNetV3 融合的轻量级茶叶病害识别

黄铝文^{1,2},关非凡¹,谦 博¹,侯闳耀¹,刘迎庆³,李雯敏¹

西北农林科技大学信息工程学院,杨凌 712100;2. 陕西省农业信息智能感知与分析工程技术研究中心,杨凌 712100;
 西北农林科技大学园艺学院,杨凌 712100)

摘 要:针对现有茶叶病害识别方法病害信息挖掘不足导致识别准确率低的问题,该研究提出了一种基于二维离散小波变换(discrete wavelet transform, DWT)和 MobileNetV3融合的茶叶病害识别模型 CBAM-TealeafNet。为增强网络对病害频域特征的检测能力,将 2D DWT 获取的频域特征与 bneck 结构提取的深度特征融合,形成频域与深度特征融合的识别网络。为提高特征提取能力,在 bneck 结构中,嵌入卷积块注意模块 (convolutional block attention module, CBAM),为特征通道分配相应权重。为解决样本类别不平衡对识别模型性能的影响,利用焦点损失函数取代交叉熵损失函数以提高识别精度。经验证,CBAM-TealeafNet 在 5种不同茶叶病害上整体识别准确率达到 98.70%,参数量为 3.16×10⁶,相对 MobileNetV3,准确率提升 2.15个百分点,参数量降低 25.12%。该方法可为茶树叶部等作物病害轻量级识别研究提供模型参考。 关键词:病害;图像识别;茶;2D DWT;特征融合;CBAM;焦点损失

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202308149

中图分类号: TP391.4; S24 文献标志码: A 文章编号: 1002-6819(2023)-24-0207-08

黄铝文,关非凡,谦博,等.基于 2D DWT 与 MobileNetV3 融合的轻量级茶叶病害识别[J]. 农业工程学报,2023,39(24): 207-214. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202308149 http://www.tcsae.org

HUANG Lyuwen, GUAN Feifan, QIAN Bo, et al. Recognizing tea diseases with fusion on 2D DWT and MobileNetV3[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(24): 207-214. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202308149 http://www.tcsae.org

0 引 言

病害是影响茶叶产量和品质的重要因素之一。2021 年中国茶园面积为 330.8 万 hm²,相比 2020 年提升 2.83%^[1]。但受叶枯病等相关病害影响,茶叶产量每年减 少约 20%^[2],社会和经济效益受到损失^[3]。因此,准确、 快速的识别与诊断茶叶病害是防止茶叶产量和品质降低 的重要手段。

近年来,基于机器和深度学习的茶叶病害识别方法 已得到了广泛应用^[4-8],然而,基于机器学习的识别分类 方法需要大量的图像分割及特征提取,但是农作物病斑 复杂,难以确保分割出来的区域就是目标特征区域,因 此该类方法存在鲁棒性低、泛化能力弱等问题^[9-10]。针 对机器学习方法存在的问题,越来越多的学者采用深度 学习模型识别茶叶病害^[11-13]。如,HU等^[14]为提取茶叶 病害特征,集成2个卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)构建 MergeModel 模型用于小样本茶叶病 害的识别,其浮点运算次数(floating-point operations, FLOPs)达到1.6×10¹⁰。此外,针对茶叶病害样本分布不 均匀导致识别效果差的问题,李子茂等^[15]以 DenseNet 为基础构建的 SE-DenseNet-FL 模型在茶白星病、茶轮斑 病和茶煤病等 5 类病害上识别准确率达到 92.66%。以上 茶叶病害识别模型采用大型 CNN 进行改进,计算较为复 杂,参数量略大,且部署和应用要求较高,因此,高准 确率的轻量级识别模型在实际生产中更具应用价值。在 轻量型神经网络的应用中,MobileNet 常被用作基础模 型^[16-18]。为减少模型参数量和运算量,使模型更为轻量 化的同时保证良好的识别结果,研究人员对模型结构进 行改进,并嵌入注意力机制^[19-21]。但在茶叶病害识别方面, 由于数据集规模小,部分图像病害病斑分布相对稀疏, 现有轻量化模型针对该问题难以达到高精度分类效果。

在真实场景下的病害识别中,由于特征提取受复杂 背景影响,特征自身分布复杂,模型的抗干扰和特征 提取能力下降,进而导致病害信息挖掘不足。为此 CHOUDHARY 等^[22-23] 等利用小波提取单通道图像频 域特征,并将其作为模型输入,均取得了良好的识别效 果。若能把各颜色通道的频域和卷积特征融合[24],在 减少噪声影响的同时获取多源信息,发挥小波在病害特 征提取方面的多分辨率分析能力,模型分类的准确率将 进一步得到提升。鉴于此,本文通过二维离散小波变换 (discrete wavelet transform, DWT)获取频域特征,并与 MobileNetV3 提取特征进行融合。注意力机制能够有针 对性地学习特征信息,是提高识别准确率的有效手段[25-28], 将 MobileNetV3 中的原始注意力模块 SENet^[29] 优化为 CBAM^[30],完成CBAM-TealeafNet模型的构建。在云纹 叶枯病、茶赤叶斑病、茶圆赤星病、茶饼病与茶炭疽病 5 类茶叶病害数据集上通过试验验证该模型对茶叶病害 识别的有效性。

收稿日期: 2023-08-19 修订日期: 2023-12-11

基金项目: 陕西省重点研发计划(一般农业项目)农作物病虫快速诊断研 究与预警系统应用(2023-YBNY-219)

作者简介: 黄铝文,副教授,博士生导师,研究方向为生物图像处理、机器人控制技术等。Email: huanglvwen@nwsuaf.edu.cn

1 材料与方法

1.1 试验数据

1.1.1 数据样本采集

茶叶病害图像采集于陕西省汉中市西乡县的西北农林 科技大学西乡茶叶试验示范站及周边茶园(107°40'51.8016"E, 32°57'56.0556"N,海拔400~500m)。采集时间2022 年5月2日至5月9日。使用 Redmi K40 手机采集了陕 茶1号和龙井43上的云纹叶枯病、茶赤叶斑病、茶圆赤 星病、茶饼病与茶炭疽病5类病害图像数据,各类病害 特点如表1所示。为提高训练样本的多样性,在不同环 境下多角度摄取图像数据。图像样本实例如图1所示, 在陕西省茶叶产业技术体系首席专家团队及植保专家指 导下,共采集样本3260幅。

表 1 茶叶病害特点 Table 1 diseases' characteristics in tea leaf

病害类型 Diseases	株占	数量 Amounts				
	Characteristics	原始图像	增强后图像			
		Original image	Enhanced image			
茶炭疽病 Goeosporium theae-sinensis Myake	病斑呈半圆形或不规则形,初始产生水渍状黄褐色小点,扩展后病斑为焦黄色	638	3 828			
云纹叶枯病 Clletotrichum camelliae Mssee	病斑初呈黄褐色水渍状,逐渐扩展为近圆形或不规则褐色大斑	582	3 492			
茶圆赤星病 Crcospora theae beadad Haan	初生褐色小点,部分沾染泥泞图像与其相似。后扩大成为圆形病斑,中央凹陷	709	4 254			
茶饼病 Exobasidium vexans Masse	初呈淡黄色水渍状病斑,中期背面凸起呈馒头状。后期病斑萎缩呈褐色枯斑	679	4 074			
茶赤叶斑病 Phyllosticta theicola Petch	病斑初呈浅褐色,后扩展到半叶或全叶的不规则病斑,颜色逐渐呈红褐色	652	3 912			



Fig.1 Disease samples of tea leaf

1.1.2 预处理与数据集

为降低复杂背景对特征提取的影响,对数据样本进行裁剪处理。即截取图像中目标的外接矩形框,然后进行剪切扩充操作,用0像素值将图像填充使其宽高相等,并将数据集中图像尺寸统一为224×224×3。

同一叶片在不同拍摄环境下状态表现不同,其大 小、位置、方向以及明暗度都会发生明显变化。为提 高网络模型的泛化能力,对数据集进行增强处理。云 纹叶枯病病斑部分区域因为光照和角度呈赤色,同原本的褐色混杂后呈模糊状态。同时茶叶病害病斑不规则且大小不同,不同光照环境下图像明晰程度不同,部分病害叶片图像受雨露和泥泞影响也会产生噪点,故采用以下5种数据增强方式:1)模糊;2)缩放;3)旋转;4)亮化暗化;5)添加噪声。数据增强前后的样本数量变化如表1所示,按照6:2:2划分训练集、验证集和测试集。

1.2 方 法

1.2.1 茶叶病害整体识别模型

实际应用中要求茶叶病害识别模型轻量化、识别精度高,故本文以 MobileNetV3 为基模型,频域和深度特征融合为基础提取特征,使用 CBAM 优化基模型中的 SENet,构建如图 2 所示的网络模型。模型输入为 224×224

的3通道 RGB 图像,输出对应5类茶叶病害类型。在 MobileNetV3 模型中存在多处下采样过程,随网络的加 深特征图尺寸逐渐减半,而每次的2D DWT 也会导致频 域特征矩阵宽高上的缩减。基于上述频域和深度特征通 道的数量关系,2D DWT 可在网络的特征矩阵尺寸缩减 时与空间域特征进行融合,丰富提取到的病害特征。



Note: CBAM, convolutional block attention module



逆残差结构可在接收丰富特征信息的同时显著减少 模型推理过程所需内存^[31],h-swish激活函数可保留特征 信息的多样性,增强病害特征的表达能力。优化后的 bneck结构如图 3 所示,利用逆残差结构处理输入特征, 用 1×1 卷积进行升维处理,通过 3×3 的可分离卷积实现 降维,通过 CBAM 调整特征权重,h-swish 作为激活函 数来提高网络的准确性。



Fig.3 Structure of bneck

为确定最优基模型结构并尽量缩减参数量,以输入特征图尺寸变化为依据,MobileNetV3的bneck结构数可划分为(2,2,3,6,2)。模型参数量大小主要由最后两部分bneck结构数影响,设置4个模型的bneck数分别为(2,2,3,2,1)、(2,2,3,2,2)、(2,2,3,4,1)和(2,2,3,4,2),采用准确率(Accuracy)、精确率(Precision)、召回率(Recall)以及F1值(F1-score)作为评价指标进行性能对比^[32]。实际应用中也需要平衡摸型参数量和模型识别速度,故比较模型的参数量和FLOPs,验证后选择结构为(2,2,3,2,1)的模型与频域特征融合。

颜色是区分不同病害的重要依据,为保留颜色特征, 对输入图像的 R、G、B 通道分别进行 1 级小波分解,重 构后经 3×3 卷积调整为 112×112×16 的特征图。将特征 图送入第一层特征融合模块时,首先利用 Stride 为 1 的 bneck 对特征图进行升维后降维处理,加速模型收敛的 同时减少参数量,再通过 Stride 为 2 的 bneck 调整特征 图为 56×56×24。同时,进行 2 级小波分解并重构形成 12 通道特征图,利用卷积调整通道数,完成频域和深度 特征第 1 层融合。茶赤叶斑病和云纹叶枯病发病区域相 近,病斑状态相似,病斑特征差异不大。在空间域特征 提取时采用 CBAM 为特征层赋予不同权重,降低特征冗 余产生影响,能有效提高对细小差异病斑图像特征的学 习能力,最终将得到的 56×56×48 特征图作为下一层输入。

在后续 2 层频域和深度特征融合中,深度特征均通 过两类不同 Stride 的 bneck 完成特征提取和下采样。频 域特征则通过对上一层小波分解得到的低频特征信息再 次进行 2D DWT 操作。两者拼接后送入到下一层,频域 与空间域特征持续融合,网络中的下采样过程也通过 2D DWT 以及降维操作代替,可降低有用特征的损失。网络 尾部则保持 MobileNetV3 原有的结构不变,损失函数使 用 Focal Loss^[33] 来降低易分类样本权重,缓解样本不均 衡带来的问题。

1.2.2 频域和深度特征融合

自然状态下采集的茶叶病害图像,往往存在光照阴 影、杂草、枝干等非结构化、交叉重叠的复杂背景,会 有一定程度的误识别。2D DWT 不仅可以降低噪声影响, 弱化其他干扰因素,其多分辨率分解能力还可聚焦茶叶 病害图像的细节信息。此外,对图像的 RGB 通道分别处 理,也可保留茶叶病害图像颜色信息。故使用 2D DWT 有助于提取用于区分茶叶病害的高阶抽象特征,提高模 型识别效果。2D DWT 经一次分解后,可获得1个包含 图像低频信息的小波子带和3个体现高频信息的小波子 带,高频特征存储病害部位的细节信息,低频特征存储 病叶的基础结构等特征信息。经多次频域特征提取后, 可在抑制冗余特征的同时获得较为充分、丰富的病害特 征。本文采用 Haar 小波完成 4 个层级小波分解,结果如 图 4 所示。大部分噪声存在于分解后的高频分量,下一 级小波分解对象是低频分量,经多个层级的小波分解, 噪声被逐步抑制。

设计频域和深度特征融合方式如图 5 所示,输入为 上一级频域和深度特征拼接后形成的特征矩阵。在深度 特征的提取过程中,经多个 bneck 结构获取输入特征图 的空间域特征,频域特征提取过程中特征矩阵尺寸会减 半,为融合特征,利用步长为 2 的 bneck 结构调整空间 域特征可保证两者尺寸一致。频域特征的提取则是对上 一层小波分解得到的低频分量再次通过 2D DWT 获取该 分量的 1 个低频特征和 3 个高频特征。任意频率特征矩 阵仅包含病害的部分信息,故将特征矩阵进行通道叠加 形成多通道特征矩阵。为保证频域和深度特征在网络中 权重相同,通过卷积调整通道数一致。最后将 2 个分支 得到的尺寸一致的特征图整体进行通道叠加,完成频域 和深度特征的融合。



Fig.5 Fusion of frequency and deep features

1.2.3 环境配置与参数设置

模型的构建与改进基于 TensorFlow2.8.0 框架,在 Ubuntu20.04 系统下进行模型的训练与测试。服务器上 CPU 为 Intel Xeon E5-2690 V4,配置 12G 显存 NVIDIA GeForce RTX 3080Ti进行加速,cuda 版本为 11.4.0,cudnn8.2.4。

学习率是影响模型性能的重要因素,学习率过大会导致训练集准确率高于测试集,过小则会延长训练时间。 将模型在 0.005、0.001、0.000 5、0.000 1 和 0.000 05 的 学习率下分别进行训练,准确率对比曲线如图 6 所示。 学习率为 0.005 时梯度爆炸,训练集准确率最高为 24.25%。当学习率为 0.000 5 时训练集准确率已经达到 98.70%,此时模型最快达到峰值,再降低学习率时准确率 反而下降。综合收敛速度和准确率考虑确定学习率为 0.000 5。



图6 不同学习率下准确率曲线



2 结果与分析

2.1 数据集质量测评

数据集质量对模型性能影响明显,为探究数据增强前后数据集质量变化,将 CBAM-TealeafNet 模型在增强前后的数据集上分别进行训练,绘制如图 7 所示曲线。



由图 7 可知原始数据集由于样本量相对较少导致模型准确率低且易过拟合,识别性能差,数据质量不高。 经数据增强后,训练得到的模型准确率得到提升且收敛 速度加快,极大改善了过拟合现象。综上,通过数据增强,可得到高质量数据集,从而提高本文模型的识别准确率,同时,数据增强有助于防止过拟合,增强模型的 泛化能力。

2.2 模型结构优化试验结果

不同 bneck 结构数的模型在测试集上的试验结果如表 2。由表 2 可知由于使用 bneck 中的逆残差结构,网络的特征提取能力得以保留, bneck 结构数为 (2, 2, 3, 2, 1) 和 (2, 2, 3, 4, 1) 的模型相较于 MobileNetV3 在参数量上缩减幅度最大,结构为 (2, 2, 3, 4, 1) 的模型在准确率上的降幅要远低于结构为 (2, 2, 3, 2, 1) 的模型,故选择该结构的模型与频域特征进行融合。

表 2	ħ	莫型结	构优	化证	忧验结	吉果

Table 2	Table 2 Results with model structure optimization						
优化方法 Optimistic methods	参数设置 Param settings	准确率 Accuracy/%	F1- Score/%	参数量 Parameters	FLOPs/ 10 ⁹		
缩减 bneck	(2, 2, 3, 2, 1)	96.14	96.01	2.94×10^{6}	0.30		
	(2, 2, 3, 2, 2)	96.16	96.01	3.74×10^{6}	0.33		
经市内致 Reduce bneck	(2, 2, 3, 4, 1)	96.40	96.08	3.01×10^{6}	0.33		
structures	(2, 2, 3, 4, 2)	96.44	96.24	3.81×10^{6}	0.36		
	(2, 2, 3, 6, 2)	96.55	96.48	4.22×10^{6}	0.42		
调整融合 层数 Adjust fusion lavers	1	97.11	97.12	3.13×10 ⁶	0.43		
	2	98.52	98.45	3.14×10^{6}	0.44		
	3	98.70	98.67	3.16×10 ⁶	0.45		
	4	98.74	98.73	3.34×10^{6}	0.47		
调整融合 比例 Adjust fision ratios	0.5	97.70	97.66	3.15×10 ⁶	0.43		
	1.0	98.70	98.67	3.16×10 ⁶	0.45		
	1.5	98.49	98.46	3.18×10^{6}	0.48		
	2.0	98.19	98.17	3.20×10 ⁶	0.50		

注: FLOPs, 浮点运算次数。

Note: FLOPs, floating-point operations.

为进一步确定模型在茶叶病害识别任务中的最佳结构,对不同频域和深度特征融合层数下的CBAM-TealeafNet 模型进行试验。由表2可知,随融合层数的增加参数量 和 FLOPs 略有增多,而准确率提升幅度较大。相比层数 1, 层数3准确率提高了1.69个百分点,参数量和 FLOPs 增加了0.95%和4.65%。此外,模型总体上随着层数的 增加识别准确率不断提升,但仅通过增加层数来提高识 别准确率会导致参数量过大。4 层频域和深度特征融合 模型的参数量相对于3 层增加明显,最终确定频域和深 度特征融合层数为3。

在频域和深度特征融合过程中,不同频域和深度特 征通道数比例下的模型识别效果存在差异,为确定最优 的通道数比例,将其设置为0.5、1.0、1.5和2.0,并在 同一测试集上就各项指标进行对比。通过表2可以发现 频域和深度特征通道数比例为1.0时,模型准确率相对 要高,故在特征融合时将通道数翻倍。

2.3 模型对比试验结果

为验证本文频域和深度特征融合模型的有效性,将 CBAM-TealeafNet与 MobileNetV3、其他作物轻量级识 别模型以及茶叶病害识别模型在茶叶病害数据集上进行 比较,同时,为探究 CBAM 和 Focal Loss 对模型的提升 效果,与仅含有特征融合的 TealeafNet 作对比。测试集 上不同评价指标对比结果如表 3 所示。

表 3 不同模型性能对比 Table 3 Performance comparison with different models

模型 Models	准确率 Accuracy/ %	精确率 Precision/ %	召回率 Recall/ %	F1-Score/ %	参数量 Parameters	FLOPs/ 10 ⁹
MobileNetV3	96.55	96.45	96.52	96.48	4.22×10^{6}	0.42
MCA- MobileNet ^[21]	94.81	94.82	94.73	94.71	7.50×10 ⁵	0.24
LMA_CNNs ^[20]	97.78	97.72	97.75	97.73	1.28×10^{7}	3.88
VGG16 ^[5]	97.34	97.40	97.32	97.32	1.38×10^{8}	15.48
改进的 AlexNet ^[11]	92.13	92.18	91.94	91.98	1.70×10 ⁷	0.18
LeafNet ^[12]	97.19	97.11	97.21	97.14	2.40×10^{7}	0.80
MergeModel ^[14]	97.56	97.61	97.64	97.60	3.74×10 ⁸	16.27
SE-DenseNet- FL ^[15]	98.12	98.14	98.10	98.11	1.26×10 ⁷	11.58
TealeafNet	98.06	98.02	98.05	98.03	3.05×10^{6}	0.41
CBAM- TealeafNet	98.70	98.69	98.67	98.67	3.16×10 ⁶	0.45

总体来看,CBAM-TealeafNet的识别表现最好,达 到了最高的平均识别准确率 98.70%,F1值也高于其他 模型。首先,CBAM-TealeafNet的FLOPs相对于 MobileNetV3增加了7.10%,为4.5×10⁸,原因在于频域 和深度特征的融合增加了计算量。然而,本文方法对茶 叶病害特征相对 MobileNetV3提取丰富且全面,平均识 别准确率、精确率、召回率和F1-Score分别提升了2.15、 2.24、2.15和2.19个百分点,参数量缩减了25.12%,为 3.16×10⁶。其次,在其他轻量级识别模型中,MCA-MobileNet虽然参数量最低,但其准确率不高,低于 95%。而LMA_CNNs在准确性和轻量性方面也稍有不足。 然后,本文模型的特征提取能力均优于其他茶叶病害识 别模型,准确率和参数量方面都存在一定优势。最后, CBAM-TealeafNet在原TealeafNet的基础上准确率提高 了0.62个百分点,表明CBAM和Focal Loss 对最终分类 效果的提升产生了积极作用。综上所述,CBAM-TealeafNet 与其余模型相比优势明显,且取得了最高的识别准确率。

分析各对比模型在测试集上的误识别图像,发现改进的 AlexNet 和 LeafNet 对应的误识别图像背景多存在其他叶片和枝干,说明其对茶叶病害特征提取不足,易受背景影响。SE-DenseNet-FL 模型的误识别样本多为加噪图像,说明其易受噪点影响。相比之下,CBAM-TealeafNet误识别样本数相对较少,能够很好的抑制背景和噪声影响,模型鲁棒性得到验证。

为确定本文模型对局部遮挡较小图像的识别效果, 取该类型图像作为测试集对模型进行验证。该测试集上 平均识别准确率为 98.30%,其中云纹叶枯病病害图像识 别准确率最低,但仍在 96% 以上。由于茶圆赤星病病害 叶片上病斑数量从几个到几十个不等,病斑区域无法被 完全遮挡,其识别准确率为 99.75%,未曾受到影响。因 此,小区域遮挡基本不影响本文模型对茶叶病害的检查 和识别。

2.4 消融试验

为验证 Focal Loss 损失函数对模型性能的提升效果, 探究不同注意力模块对识别性能影响,分别对交叉熵函 数和焦点损失函数基于不同注意力模块下的 TealeafNet 模型进行对比,试验结果如表 4。相对交叉熵函数 Focal Loss 能带来优化作用有以下两方面原因: 1)茶叶病害数 据集中各类别占比不平衡。茶炭疽病以及茶饼病的样本 数量相对其他病害样本略低,易分类病害占据 loss 相当 比重,交叉熵函数会使模型优化方向存在偏差; 2)分类 难度的不同。云纹叶枯病和茶赤叶斑病病害区域的相似 性以及茶圆赤星病病斑尺寸小、分布密集的特点都提高 了识别难度。Focal Loss 相较于交叉熵函数可以通过调整 超参数减少茶炭疽病和茶饼病等易分类样本的比例,并

表 4 不同损失函数和注意力机制下性能对比

 Table 4
 Performance comparison under different loss functions and attention mechanisms

损失函数 Loss functuins	注意力机制 Attention mechanisms	准确率 Accuracy/%	精确率 Precision/%	召回率 Recall/%	F1-Score/%
Cross Entropy	SENet ECA	98.06 98.28	98.02 98.30	98.05 98.13	98.03 98.19
	CBAM	98.65	98.59	98.62	98.60
Focal Loss	SENet ECA CBAM	98.24 98.59 98.70	98.21 98.51 98.69	98.15 98.68 98.67	98.18 98.57 98.67

在 Focal Loss 函数下, CBAM 模块相对于 SENet、 ECA 准确率分别提高了 0.46 和 0.11 个百分点。SENet 通 过自动学习方式获取特征图每个通道的重要程度并赋予 权重,从而让神经网络重点关注重要特征通道。由 2D DWT 得到的病害特征具有关联性,采用通道叠加方式时 关联性并未得到合理的利用。而 CBAM 不仅可利用不同 通道的信息确定其相互依赖关系,对特征图加权,还可 增强模型对于不同空间位置特征的处理能力。空间和通 道注意力结合提取和选择病害特征,非病害特征的提取 受到抑制,带来了明显的准确率提升效果。

2.5 误识别原因分析

为验证本文模型相比 MobileNetV3 带来的性能提升, 基于测试集绘制 MobileNetV3 和 CBAM-TealeafNet 对应 的混淆矩阵,如图 8 所示。其中混淆矩阵对角线代表被正 确分类的数量,行代表预测标签,列为真实标签。由图 8a 可以看出 MobileNetV3 将较多的茶饼病和茶炭疽病识 别为了其他病害类型,而基于频域和深度特征融合的 CBAM-TealeafNet 能够很好地提取频域和空间域特征, 对前景和背景的区分程度高,极大改善了病害混淆的情 况,体现出良好的鲁棒性、有效性。但模型将茶赤叶斑 病错误识别为茶圆赤星病的数量提升,考虑是由于模型 更侧重于细节纹理信息的提取,部分加噪的茶赤叶斑病 被误识别为茶圆赤星病。





在图 8b 中,10 幅属于炭疽病的图像被误分类为茶 饼病,误分类图像如图 9a 所示。分析发现,误识别图像 经过亮化和暗化处理后颜色呈现灰白色,茶饼病后期与 炭疽病发病区域均在叶片边缘且褐色和灰白色混杂,模 型未能正确区分。11 幅茶赤叶斑病图像被误分类为茶圆 赤星病,误分类图像如图 9b 所示。经过对测试集样本的 分析得知,误识别样本大都经过加噪处理且本身病斑区 域较小,与茶圆赤星病表征相近,导致识别错误。



Fig.9 Comparison of similar symptoms

3 结 论

本文针对茶叶病害信息挖掘不足导致识别效果不佳的问题提出了一种基于 2D DWT 和 MobileNetV3 的茶叶病害识别模型 CBAM-TealeafNet,主要结论如下:

1) CBAM-TealeafNet 对茶叶病害特征提取相对 MobileNetV3 丰富且全面,识别准确率提升了2.15个百分点, 参数量缩减了25.12%。说明频域和深度特征融合能有效 减少因网络深度增加造成的病害特征信息的丢失,同时, 改进后的模型具有更少的参数内存,便于应用生产实际。

2) CBAM-TealeafNet 在原 TealeafNet 的基础上准确 率提高了 0.62 个百分点,表明 CBAM 和 Focal Loss 对最终 分类效果的提升产生了积极作用。在 Focal Loss 函数下, CBAM 模块相对于 SENet、ECA 准确率分别提高了 0.46 和 0.11 个百分点。说明引入 CBAM 后可有效加强模型提取 重要病害特征能力,Focal Loss 能有效缓解样本分布不平 衡带来的问题,提高对难以分类的样本的识别率。

CBAM-TealeafNet 对茶叶的云纹叶枯病、茶赤叶斑病、茶圆赤星病、茶饼病与茶炭疽病 5 类病害识别效果明显,可为秦巴山区的病害识别提供参考。但未对更多的病害类型以及病害严重程度进行识别和诊断,本文将继续优化模型对细粒度特征的提取能力,扩大应用范围。

[参考文献]

- [1] 中国国家统计局.中国统计年鉴-2022[M].北京:中国统计 出版社,2022.
- [2] XUE Z, XU R, BAI D, et al. YOLO-Tea: A tea disease detection model improved by YOLOv5[J]. Forests, 2023, 14(2): 415.
- [3] 王玉春,刘守安,卢秦华,等.中国茶树炭疽菌属病害研究进展及展望[J].植物保护学报,2019,46(5):954-963.
 WANG Yuchun, LIU Shou'an, LU Qinhua, et al. Research progress and prospects of *Collectotrichum* species causing tea plant diseases in China[J]. Journal of Plant Protection, 2019, 46(5):954-963. (in Chinese with English abstract)
- [4] HU G S, WAN M Z, WEI K, et al. Computer vision based method for severity estimation of tea leaf blight in natural scene images[J]. European Journal of Agronomy, 2023, 144: 126756

213

- [5] Hu G S, WU H Y, ZHANG Y, et al. A low shot learning method for tea leaf's disease identification[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104852-104852
- [6] 张国忠,吕紫薇,刘浩蓬,等.基于改进 DenseNet 和迁移
 学习的荷叶病虫害识别模型[J].农业工程学报,2023, 39(8): 188-196.

ZHANG Guozhong, LYU Ziwei, LIU Haopeng, et al. Model for identifying lotus leaf pests and diseases using improved DenseNet and transfer learning[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(8): 188-196. (in Chinese with English abstract)

- [7] KAMILARIS A, PRENAFETA-BOLDU F X. Deep learning in agriculture: A survey[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 147: 70-90.
- [8] LIU J, WANG X W. Plant diseases and pests detection based on deep learning: A review[J]. Plant Methods, 2021, 17: 1-18.
- [9] Hossain M S, Mou R M, Hasan M M, et al. Recognition and detection of tealeaf's diseases using support vector machine[C]// Penang: 2018 IEEE 14th International Colloquium on Signal Processing & Its Applications (CSPA), 2018: 150-154.
- [10] SUN Y Y, JIANG Z H, ZHANG L P, et al. SLIC_SVM based leaf diseases saliency map extraction of tea plant[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 102-109.
- [11] SUN X X, MU S M, XU Y Y, et al. Image recognition of tea leaf diseases based on convolutional neural network[C]// Ji'nan: International Conference on Security, Pattern Analysis, and Cybernetics (SPAC), 2018: 304-309.
- [12] CHEN J, LIU Q, GAO L. Visual tea leaf disease recognition using a convolutional neural network model[J]. Symmetry, 2019, 11(3): 343.
- [13] 王瑞鹏,陈锋军,朱学岩,等.采用改进的 EfficientNet 识别 苹果叶片病害[J].农业工程学报,2023,39(18):201-210.
 WANG Ruipeng, CHEN Fengjun, ZHU Xueyan, et al. Identifying apple leaf diseases using improved EfficientNet[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(18): 201-210. (in Chinese with English abstract)
- [14] HU G S, FANG M. Using a multi-convolutional neural network to automatically identify small-sample tea leaf diseases[J]. Sustainable Computing:Informatics and Systems, 2022, 35: 100696.
- [15] 李子茂, 徐杰, 郑禄, 等. 基于改进 DenseNet 的茶叶病害小样本识别方法[J]. 农业工程学报, 2022, 38(10): 182-190.
 LI Zimao, XU Jie, ZHENG Lu, et al. Small sample recognition method of tea disease based on improved DenseNet[J].
 Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(10): 182-190. (in Chinese with English abstract)
- [16] ULLAH Z, ALSUBAIE N, JAMJOOM M, et al. EffiMob-Net: A deep learning-based hybrid model for detection and identification of tomato diseases using leaf images[J]. Agriculture, 2023, 13(3): 737.
- [17] 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.
 LIU Yang, FENG Quan, WANG Shuzhi. Plant disease identification method based on lightweight CNN and mobile application[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2019,

35(17): 194-204. (in Chinese with English abstract)

- [18] 彭玉寒,李书琴. 基于重参数化 MobileNetV2 的农作物叶片 病害识别模型[J]. 农业工程学报, 2023, 39(17): 132-140. PENG Yuhan, LI Shuqin. Recognizing crop leaf diseases using reparameterized MobileNetV2[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2023, 39(17): 132-140. (in Chinese with English abstract)
- [19] BI C, WANG J M, DUAN Y L, et al. MobileNet based apple leaf diseases identification[J]. Mobile Networks and Applications, 2022, 27(1): 172-180.
- [20] 王泽钧,马凤英,张瑜,等.基于注意力机制和多尺度轻量型网络的农作物病害识别[J].农业工程学报,2022,38(增刊):176-183.
 WANG Zejun, MA Fengying, ZHANG Yu, et al. Crop disease recognition using attention mechanism and multi-scale lightweight network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(Suppl): 176-183. (in Chinese with English abstract)
- [21] 王志强,于雪莹,杨晓婧,等.基于 WGAN和 MCA-MobileNet的番茄叶片病害识别[J].农业机械学报,2023,54(5):244-252.
 WANG Zhiqiang, YU Xueying, YANG Xiaojing, et al. Tomato leaf diseases recognition based on WGAN and MCA-MobileNet[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5): 244-252. (in Chinese with English abstract)
- [22] CHOUDHARY M, SANYAL B, MOHAPATRA R K. Plant disease identification using discrete wavelet transform and convolutional neural network[C]// Singapore: Computational Intelligence in Machine Learning: Select Proceedings of ICCIML 2021, 2022: 213-220.
- [23] YAG I, ALTAN A. Artificial intelligence-based robust hybrid algorithm design and implementation for real-time detection of plant diseases in agricultural environments[J]. Biology (Basel, Switzerland), 2022, 11(12): 1732.
- [24] 黄铝文,谦博,关非凡,等.基于小波变换与卷积神经网络的羊脸识别模型[J].农业机械学报,2023,54(5):278-287.
 HUANG Lyuwen, QIAN Bo, GUAN Feifan, et al. Goat face recognition model based on wavelet transform and convolutional neural networks[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(5):278-287. (in Chinese with English abstract)
- [25] ZHAO Y, CHEN J G, XU X, et al. SEV-Net: Residual network embedded with attention mechanism for plant disease severity detection[J]. Concurrency and Computation:Practice and Experience, 2021, 33(10): e6161.
- [26] GAO R H, WANG R, FENG L, et al. Dual-branch, efficient, channel attention-based crop disease identification[J].
 Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 190: 106410.
- [27] 贾兆红,张袁源,王海涛,等.基于 Res2Net 和双线性注意 力的番茄病害时期识别方法[J].农业机械学报,2022, 53(7):259-266.
 JIA Zhaohong, ZHANG Yuanyuan, WANG Haitao, et al. Identification method of tomato disease period based on Res2Net and bilinear attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(7): 259-266. (in Chinese with English abstract)
- [28] 彭红星,徐慧明,刘华鼐.融合双分支特征和注意力机制 的葡萄病虫害识别模型[J].农业工程学报,2022,38(10):

156-165.

PENG Hongxing, XU Huiming, LIU Huanai, et al. Model for identifying grape pests and diseases based on two-branch feature fusion and attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(10): 156-165. (in Chinese with English abstract)

- [29] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [30] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional bock attention module[C]// Munich: Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3-19.
- [31] 孙俊,朱伟栋,罗元秋,等. 基于改进 MobileNet-V2 的田间 农作物叶片病害识别[J].农业工程学报,2021,37(22):161-169.
 SUN Jun, ZHU Weidong, LUO Yuanqiu, et al. Recognizing

the diseases of crop leaves in fields using improved Mobilenet-V2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery (Transactions of the CSAE), 2021, 37(22): 161-169. (in Chinese with English abstract)

[32] 徐艳蕾,孔朔琳,陈清源,等.基于 Transformer 的强泛化
 苹果叶片病害识别模型[J].农业工程学报,2022,38(16):
 198-206.
 XU Yanlei, KONG Shuolin, CHEN Qingyuan et al. Model for

XU Yanlei, KONG Shuolin, CHEN Qingyuan, et al. Model for identifying strong generalization apple leaf disease using Transformer[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery (Transactions of the CSAE), 2022, 38(16): 198-206. (in Chinese with English abstract)

[33] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2020, 42(2): 318-327.

Recognizing tea diseases with fusion on 2D DWT and MobileNetV3

HUANG Lyuwen^{1,2}, GUAN Feifan¹, QIAN Bo¹, HOU Hongyao¹, LIU Yingqing³, LI Wenmin¹

 College of Information Engineering, Northwest A & F University, Yangling 712100, China;
 Shaanxi Engineering Research Center for Intelligent Perception and Analysis of Agricultural Information, Yangling 712100, China;
 College of Horticulture, Northwest A & F University, Yangling 712100, China;

Abstract: Diseases have posed the serious threaten on the yield and quality of tea production. An accurate and rapid recognition of leaf diseases is essential to the instant diseases prevention of tea plantation. Deep learning can be expected to realize a rapid and accurate identification of tea diseases in natural environment with the advantages of low cost and high efficiency, compared with typical disease diagnosis. However, the previous models have much more parameters and computational complexity for the leaf diseases diagnosis. Furthermore, the lightweight models cannot fully meet the finegrained feature extraction. In this study, a disease recognition network (CBAM-TealeafNet) was proposed to extract the frequency features by the 2D discrete wavelet transform (2D DWT) and depth features by the bneck structure. Frequency features were then decomposed to suppress the high-frequency components. The fused feature module was used to reduce the impact of noise on the features for the features enhancement. CBAM (convolutional block attention module) was embedded to improve the feature extraction capability in the bneck structure. The weights were allocated into the feature channels and spatial position features of diseases. The function of focal loss was employed to replace the primitive cross-entropy loss, in order to better resolve the imbalance influences on sample class for the high accuracies. Totally, 3, 260 disease images of Shaanxi Tea No.1 and Longjing No.43 were captured, including five tea disease categories: gloeosporium theae-sinensis miyake, colletotrichum camelliae massee, cercospora theae breadade haan, exobasidium vexans masse, and phyllosticta theicola petch. The real environment was also simulated to evaluate the datasets. The images were then enhanced. Experiments were carried out to validate the optimal model structure and the improvement analysis of each component. The model was optimized for the hyperparameters setting. The final optimal learning rate was 0.000 5, which was derived from an initial learning rate range of 0.000 05-0.005. In addition, the whole recognition structure and the base model structure of MobileNetV3 were optimized to determine the optimal number of fusion layers and the fusion ratio on frequency and depth feature channels. The results showed that the CBAM-TealeafNet model was achieved in the higher accuracy on the tea disease recognition, compared with the previous models. The number of parameters was ranked secondly last only to MCA-MobileNet model. The CBAM-TealeafNet model increased the accuracy by 2.15%, whereas, the number of parameters decreased by 25.12%, compared with the NobiNetV3. Misidentification images and confusion matrix indicated that the CBAM-TealeafNet shared the better performance to highly distinguish between foreground and background, thus greatly improving the situation of disease confusion. In addition, the functions of cross-entropy and focal loss were compared to verify the accuracy of recognition on the dataset imbalance. Moreover, the CBAM model performed the superior to the SENet and ECANet, in terms of performance improvement. The CBAM-TealeafNet was employed to recognize the tea diseases. An accuracy of 98.70% and a F1-Score of 98.69% were achieved with the parameter number of 3.16×10^6 and FLOPs (floating-point operations) of 4.5×10^8 . The CBAM-TealeafNet can be expected to effectively identify the diseases under the complicated environment, particulary with the characters of less parameter memory and higher inference speed. Misidentification of CBAM-TealeafNet will be reduced in future investigation. This finding can also provide a strong reference for the model construction on the recognition of common tea leaf diseases.

Keywords: diseases; image recognition; tea; 2D DWT; features fusion; CBAM; focal loss