

姜增昫, 祝诗平, 冯川, 等. 高精度轻量级烟叶烘烤阶段识别模型研究[J]. 中国烟草学报, 2023, 29(1). JIANG Zengyun, ZHU Shiping, FENG Chuan, et al. Research on high-precision lightweight model for tobacco leaves baking stage identification[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2023, 29(1). doi:10.16472/j.chinatobacco.2022.T0135

高精度轻量级烟叶烘烤阶段识别模型研究

姜增昫¹, 祝诗平^{1*}, 冯川¹, 王涛², 李俊贤¹

1 西南大学工程技术学院, 重庆市 400715;

2 云南省曲靖烟草公司, 云南省曲靖市 655000

摘要:【背景】实时的烟叶状态识别和烘烤阶段判别是实现烘烤工艺精准调节和建立烟叶智能烘烤系统的关键技术。目前烟叶烘烤状态识别方面的研究受到模型规模的制约, 难以应用于实际生产, 因此有必要研究高精度轻型识别模型。【过程】采用工业摄像头和补光灯组成的图像采集系统采集烘烤过程的烟叶图像, 通过伽马变换和 HSI 颜色空间转化并对烟叶数据集进行处理, 使用改进的轻量级 EfficientNetB0 模型进行训练, 并在 Jetson Nano 嵌入式开发板上进行模型可行性测试。【结果】改进模型在测试集上的准确率达到 96.13%, 参数量仅为 2.74 M, 相比于原始 EfficientNetB0, 改进模型的识别准确率提高了 1.59%, 参数量减少了 48.50%。在 Jetson Nano 开发板上, 相比于 MobileNetV2、MobileNetV3 等轻型模型, 改进模型的识别速度和准确率均有明显提升。【结论】改进的 EfficientNetB0 模型可以实现烟叶烘烤阶段的快速、精准识别。同时本研究可为烟叶智能烘烤系统的建立提供了理论依据和现实参考。

关键词: 烘烤阶段识别; EfficientNet; 伽马变换; HSI 颜色空间; ECA 注意力机制

目前密集烤房烟叶烘烤过程常分为 10 个阶段, 烘烤师通过观察烟叶颜色和失水状态对烘烤阶段进行调节, 这种方式受烘烤师主观影响较大, 并且存在一定滞后性, 难以保证烘烤工艺与烟叶实时状态的精准匹配, 易因工艺调整不及时造成烘烤损失^[1]。通过烘烤图像进行烟叶烘烤阶段识别来实现烘烤工艺实时调节, 进而提高烘烤精准度对烟草行业的发展是十分必要的^[2]。

近年来, 随着机器视觉、深度学习的快速发展, 研究人员在农业现代化领域开展了许多计算机视觉方面的研究^[3]。在烟草行业, 图像处理技术已经应用在烟叶病虫害识别^[4-6]、烘烤前后的质量评定^[7-10]等生产过程中, 但烟叶烘烤阶段的图像识别研究才刚刚起步。

段史江等^[11]通过提取烟叶的色彩特征、纹理特征、轮廓特征输入到 BP 神经网络和支持向量机的方法, 对 β -胡萝卜素和水分含量进行检测, 相关系数达到了 0.982。杨懿德等^[12]搭建了由 10 个卷积层组成的 CNN 神经网络对烟叶烘烤段进行分类识别, 错误率降到了 13% 以下。李增盛等将 GA-SVM 算法、PSO-BP 算法

和 ELM 算法进行对比, 进行烟叶烘烤阶段模型优选, 选出了综合性能较好的传统机器学习模型^[13]。

但由于上述烟叶烘烤阶段识别方法没有考虑密集烤房图像的采集过曝光问题, 而且受设备性能、兼容性等因素限制, 在实际生产中应用难度较大。因此, 本研究采用伽马变换对图像进行过曝光修正^[14], 将 RGB 色彩通道转化为 HSI 颜色空间对数据集进行预处理, 使用高效的 ECA 模块替换 EfficientNetB0 神经网络^[15-16]中的 SE 模块, 并对模型进行剪枝。在保证模型足够准确率的前提下显著降低了模型参数量, 并成功将模型应用于在嵌入式设备, 提高了烟叶烘烤工艺匹配的精准度, 为深度学习图像处理技术在烟叶智能烘烤中的应用与研究提供了理论依据和技术支持。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验数据于 2021 年在云南曲靖市麒麟区三宝烟叶基地采用工业级摄像头采集, 烟叶品种为云烟 87, 图像采集设备采用 120° 高清广角网络摄像头。烘烤烤

基金项目: 中国烟草总公司云南省公司科技重大项目 (2021530000241036)

作者简介: 姜增昫 (1997—), 硕士, 研究方向: 计算机视觉, 图像处理, Email: jzermier@126.com

通讯作者: 祝诗平 (1969—), Email: zpswu@126.com

收稿日期: 2022-5-25; 网络出版日期: 2023-02-14

房为生物质颗粒密集烤房,采用三层双路的装烟方式。

1.2 数据采集

摄像头直接与物联网智能烘烤控制仪(如图1)连接。所有采集图片均可实时上传服务器或者在网络不佳的环境下通过SD卡本地储存。摄像头安装在烟竿下部(20±5)cm处,距离烟叶(30±5)cm,主要拍摄部位为叶尖和叶中,图像采集间隔为10min,所采集的图像像素为2304×1296,图片共计1548张。



图1 物联网智能烘烤控制仪

Fig.1 The intelligent tobacco leaf curing controller based on IoT

根据三段六步式烘烤工艺^[17]和烘烤曲线设置经验,烘烤过程被分为10个阶段:变黄前期(室温~

34℃)、变黄中期(33℃~37℃)、变黄中后期(37℃~40℃)、变黄后期(40℃~42℃)、定色前期(42℃~45℃)、定色中期(45℃~48℃)、定色后期(48℃~50℃)、干筋前期(50℃~55℃)、干筋中期(55℃~60℃)、干筋后期(60℃~66℃)。

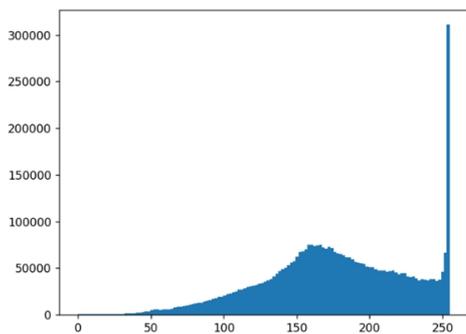
1.3 数据预处理

在烤房昏暗环境中,图像采集需要辅助光源进行补光,为避免烟叶遮挡造成大面积阴影,光源往往距离摄像头较近,这种情况下拍摄的图片过曝光问题严重,这时图像的像素主要分布在直方图右侧,会影响颜色特征判别,对烘烤阶段识别造成干扰。如式(1)所示,伽马变换^[19]对过亮或过暗的像素点进行修正,改善图像的曝光效果。

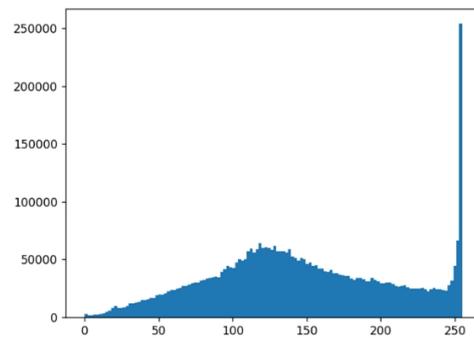
$$V_{out} = AV_{in}^{\gamma} \tag{1}$$

其中γ是gamma值,A是调节系数,V是经过归一化处理的像素值。

在γ=1.5时,处理前后的图像直方图如图2所示,可以看出像素分布范围从150~200内移动到了100~150,图像的像素值分布在在0~255的中间区域,校正到了合理曝光状态。



(a) 伽马变换前的像素直方图



(b) 伽马变换后的像素直方图

图2 伽马变换前后的像素直方图

Fig.2 Pixel histogram before and after gamma transform

1.4 数据处理

色调、饱和度和亮度(Hue Saturation Intensity, HSI)是一种计算机描述色彩的方式。HSI颜色空间可以用如图3所示的圆锥空间模型来描述。

模型中双圆锥的上顶点对应I=1,表示白色;下顶点对应I=0,表示黑色。用角度来表示H,0°表示红色,互补色相差180°。S的取值范围是[0,1],0对应于垂直轴的中心线,I=0.5时红色的饱和度为1,颜色空间中的点到I轴的距离即是其饱和度。

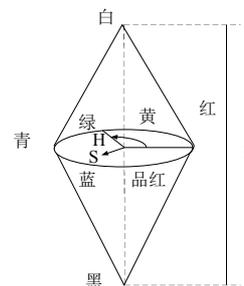


图3 HSI颜色空间

Fig.3 HSI color space

HSI 色彩空间的色调与饱和度、亮度是独立的，与 RGB 图片相比，够在进行亮度随机抖动时，保持图片的色调特征，所以 HSI 图像更适合进行数据增强^[19]，

可以在数据增强时保证色调特征不被破坏，因此需要将 RGB 图像转化为 HSI 图像，转换为 HSI 空间前后的图片如图 4。



图 4 HSI 处理前后的图像

Fig.4 Images before and after HSI processing

本研究将伽马变换处理后的 RGB 图像转换为 HSI 图像，按 5: 3: 2，将 1548 张图像样本划分为训练集、验证集和测试集，分别为 774 张、464 张、310 张。然后通过数据增强（水平镜像、随机色彩抖动和中心旋转等）方法分别对 3 个数据集进行扩充，扩充后的样本分别为 3360 张、2016 张、1344 张。

1.5 模型搭建

为了更好地满足现场嵌入式设备需要，尽量减少模型参数，缩减模型大小，本文对 EfficientNetB0 模型进行了改进，采用 ECA 高效注意力机制代替 SE 注意力机制模块，对特征提取过程进行优化。

1.5.1 EfficientNetB0

EfficientNet^[20]是由 Google 公司提出的高效深度学习

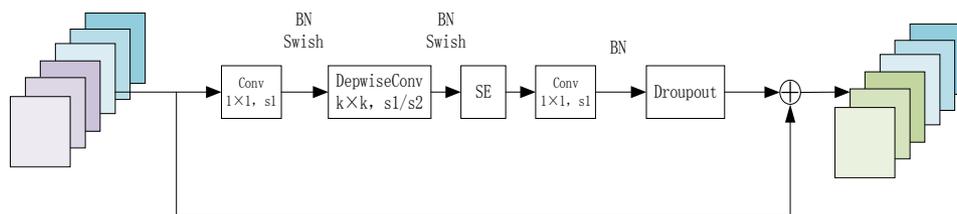


图 5 带有 SE 模块的深度可分卷积

Fig.5 Depthwise separable convolution with squeeze and excitation module

SE 通道注意力机制^[21]是一种独立的神经网络结构，通过特征图的压缩激励操作对输入 feature map 进行加权，根据不同通道的重要程度进行权重重新分配，如图 6 所示，SE 模块对输入矩阵进行全局平均池化，将特征图压缩为 $1 \times 1 \times C$ 的向量，之后再通过两次全

习模型，该模型使用神经网络搜索技术（Neural Architecture Search, NAS），在保证参数量一定的前提下，同时调节图像输入分辨率，网络深度和通道宽度，得到相同尺寸下模型的最优配置，在具有 120 万张图片的 ImageNet100 数据集上进行不断试验，最终得到了 EfficientNetB0-B7 共八个不同尺寸的模型。在 EfficientNet 系列模型中，EfficientNetB0 是最轻型的，更适合在微型计算机上使用，但是在 ARM 结构嵌入式设备上的布置难度依然很大，因此本文对 EfficientNetB0 网络进行烟叶烘烤阶段数据集的针对性结构优化，在保证足够精度的前提下，减小模型尺寸。EfficientNetB0 的网络主要结构为带有 SE 模块的深度可分卷积，如图 5 所示。

连接层和激活函数得到跨通道权重，最后将 SE 模块计算出的权重向量和原特征矩阵相乘，对通道间的权重进行优化，增加关键通道的关注度，从而提高识别精度。

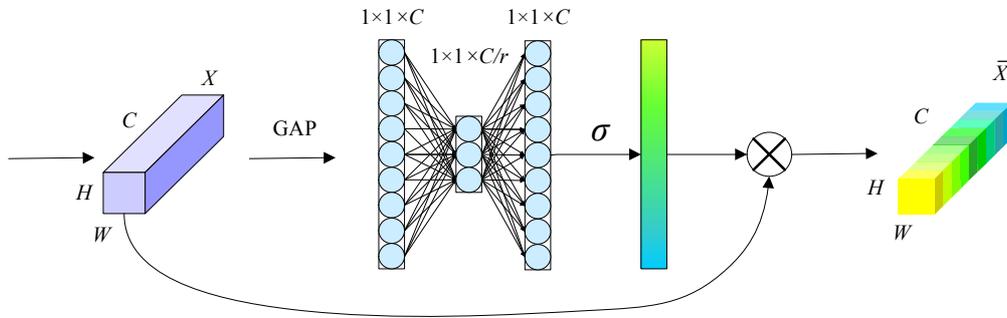


图 6 SE 注意力模块

Fig.6 Squeeze and excitation module

在 EfficientNetB0 的基本单元中，输入特征矩阵首先通过 1×1 的卷积调节特征深度；然后使用深度可分卷积进行特征提取，将提取到的特征输入 SE 模块，进行跨通道的权重分配；最后再通过 1×1 卷积调整特征深度得到合适的输出特征图。

1.5.2 EfficientNet-TBSI 模型

本研究的数据样本分类为 10 类，所需的模型复杂度相比于 ImageNet1000 或者 ImageNet21K 这种成千上万种类别的分类任务要小得多，因此在保证精度的前提下，对 EfficientNetB0 模型进行改进：1) 采用高

效的 ECA 模块替代 SE 注意力机制；2) 对重复卷积层进行剪枝，提出了 EfficientNet-TBSI (EfficientNet for tobacco baking stage identification) 模型。

ECA (Efficient Channel Attention) 注意力机制^[22]是一种更加高效的注意力模块，如图 7 所示，ECA 模块采用一维卷积代替 SE 模块中的全连接层，其参数量只和卷积核大小 k 有关，与 SE 模块相比，ECA 模块的参数量几乎可以忽略不计， k 值可以通过公式 (2) 确定。

$$k = \frac{\log_2 channels + 1}{2} \tag{2}$$

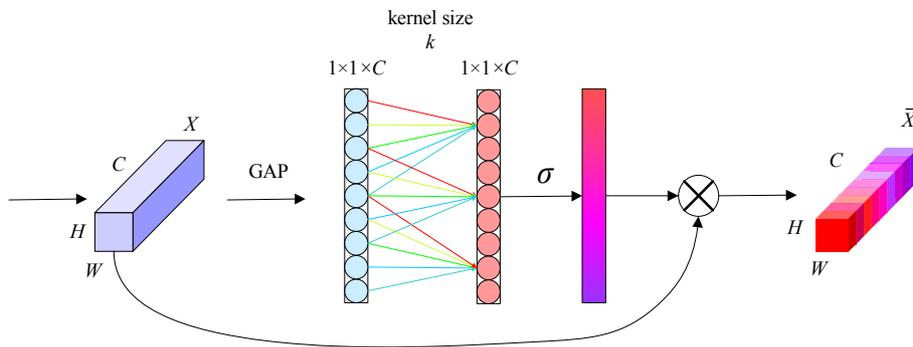


图 7 ECA 注意力模块

Fig.7 Efficient channel attention module

如图 6 和图 7 所示，在 SE 模块中，每个节点都要接收来自上一层所有节点的数据。假设输入特征图的大小为 $H \times W$ ，特征深度为 C ，压缩激励系数 (SE Radio) 为 $\frac{1}{r}$ ，那么 SE 模块的参数量为：

$$\frac{2 \times C \times C}{r} \tag{3}$$

当输入节点数和输出节点数为 1024，压缩激励系数为 0.25 时，模型新增参数为：

$$2 \times 1024 \times 1024 \times 0.25 = 524288 \tag{4}$$

但在 ECA 模块中，每个节点只需要接受上一层相

邻 k 个节点的信息，而且在同一层卷积中权值共享，当输入输出节点数均为 1024 时， k 值为

$$k = \frac{\log_2 channels + 1}{2} = \frac{\log_2 1024 + 1}{2} = 5.5 \tag{5}$$

向下取 k 值为 5，此时由于权重共享，新增参数数量等于一维卷积的参数量为 5。相比于 SE 模块的 524288，ECA 模块的参数量大大减少。

EfficientNet-TBSI 模型主体结构 (MBCConv-ECA) 使用具有 ECA 模块的深度可分卷积，其结构如图 8 所示。

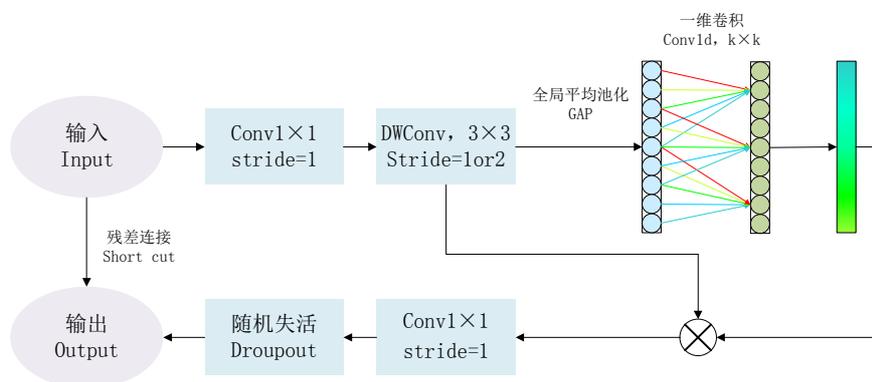


图 8 MBConv-ECA 模块
Fig.8 MBConv-ECA module

为缩小模型规模，EfficientNet-TBSI 模型中减少了部分深层 MBConv-ECA 模块的迭代次数，阶段 6 和 7 的迭代次数从 3 次和 4 次减少为 2 次和 4 次。

如表 1 所示，是 EfficientNet-TBSI 模型的具体参数配置。

表 1 EfficientNet-TBSI 模型的参数配置
Tab.1 Parameter configuration of the EfficientNet-TBSI model

阶段 Stage	计算操作 Operator	图片分辨率 Resolution	通道数 Channels	层数 Layers	步长 Stride	膨胀系数 Expansion
1	Conv3×3	224×224	32	1	2	/
2	MBConv-ECA, 3×3	112×112	16	1	1	1
3	MBConv-ECA, 3×3	112×112	24	2	2	6
4	MBConv-ECA, 5×5	56×56	40	2	2	6
5	MBConv-ECA, 3×3	28×28	80	3	2	6
6	MBConv-ECA, 5×5	14×14	112	2	1	6
7	MBConv-ECA, 5×5	14×14	192	3	2	6
8	MBConv-ECA, 3×3	7×7	320	1	1	6
9	Conv1×1&Pooling&FC	7×7	1280	/	/	/

1.6 评价标准

(1) 准确率。在所有评价标准中，准确率的使用最为广泛。在深度学习模型中，准确率的定义为预测正确的样本数量占样本总数的百分比。对于二分类任务，其数学定义如下。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + EP + FN} \quad (6)$$

其中 TP 为预测为正的样本数量， EP 为预测为正的负样本数量； TN 为预测为负的负样本数量， FN 为预测为负的正样本数量。

在各类样本分布较为均衡的数据集上，准确率可以对模型的综合性能做出评价。然而现实中数据集中在不同类别的样本数量往往相差很大，这在烟叶烘烤阶段数据上的表现十分明显，不同烘烤阶段的烘烤时间不同，这导致不同阶段采集到的样本数量差异很大。

这时使用准确率作为评价指标可能会稀释小样本类别的表现，和真实结果产生较大偏差，因而使用精确率和召回率作为模型性能的评价指标。

(2) 精确率。以二分类任务为例，精确率的定义为所有预测为正样本的样本中，真正正样本的百分比。其数学定义如下。

$$Precision = \frac{TP}{TP + EP} \quad (7)$$

精确率是针对被预测的某一类样本进行计算的，可以获得这个类别中出现误报的概率。

(3) 召回率。以二分类任务为例，召回率的定义为正样本被预测为正样本的比例，其数学表定义如下：

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (8)$$

召回率主要关注某一类被预测正确的比例，适用

于在同一个数据集中，对样本量极少类别的预测情况进行评价。

根据精确率和召回率的定义可知，在分类任务中，精确率和召回率往往是相互冲突的。当精确率提高时，召回率往往会降低，反之亦然。为了能够综合评价模型性能，F1-Score 评价标准被引入，该标准的数学定义如下。

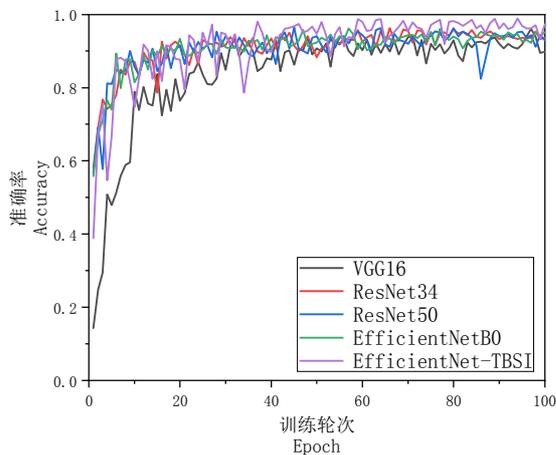
$$F1-Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (9)$$

该评价标准结合了精确率与召回率，能很好地反应模型的预测能力。

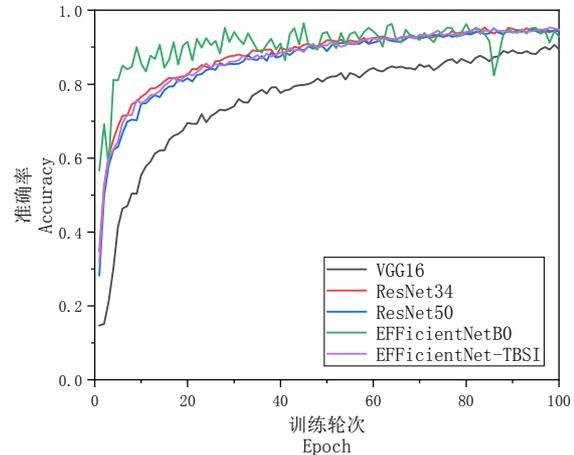
2 结果与分析

2.1 识别效果分析

将经过伽马变换和 HSI 转换的图像输入到 EfficientNet-TBSI、ResNet34、ResNet50、VGG16、EfficientNetB0 模型中，经过 100 轮迭代后的训练曲线如图 9，通过准确率折线图可以看出在训练集上，EfficientNet-TBSI 模型准确率明显高于其他模型，而且波动更小；在验证集上的前 40 轮训练中，EfficientNet-TBSI 模型准确率略低于 EfficientNetB0，但曲线更加平稳，在训练 60 轮后，准确率达到与 EfficientNetB0 接近的水平，且稳定高于 VGG16 模型。



(a) 训练集的准确率变化过程图



(b) 验证集的准确率变化过程图

图 9 训练过程中准确率的变化图

Fig.9 Curves of accuracy during training

如表 2 所示，是 EfficientNet-TBSI 模型与其他模型的综合性能参数比较。与 ResNet34 和 Resnet50 模型相比，EfficientNet-TBSI 模型准确率提高了 1.86% 和 0.85%，并且参数量分别减少了 87.13% 和 88.36%，乘法累加计算次数和浮点运算次数显著减少；与 VGG16 相比，准确率提高了 3.82%，参数量减少了 97.96%，乘法累加计算次数和浮点运算次数明显减

少；与 EfficientNetB0 相比，准确率提高了 1.56%，模型参数量减少了 48.49%，乘法累加运算次数和浮点运算次数分别减少了 14.5% 和 14.4%。在测试阶段，对 1344 张图片进行测试的时间为 35.43s，平均每张图片的推理时间仅为 0.026s，完全可以满足烟叶烘烤阶段识别的实时性。

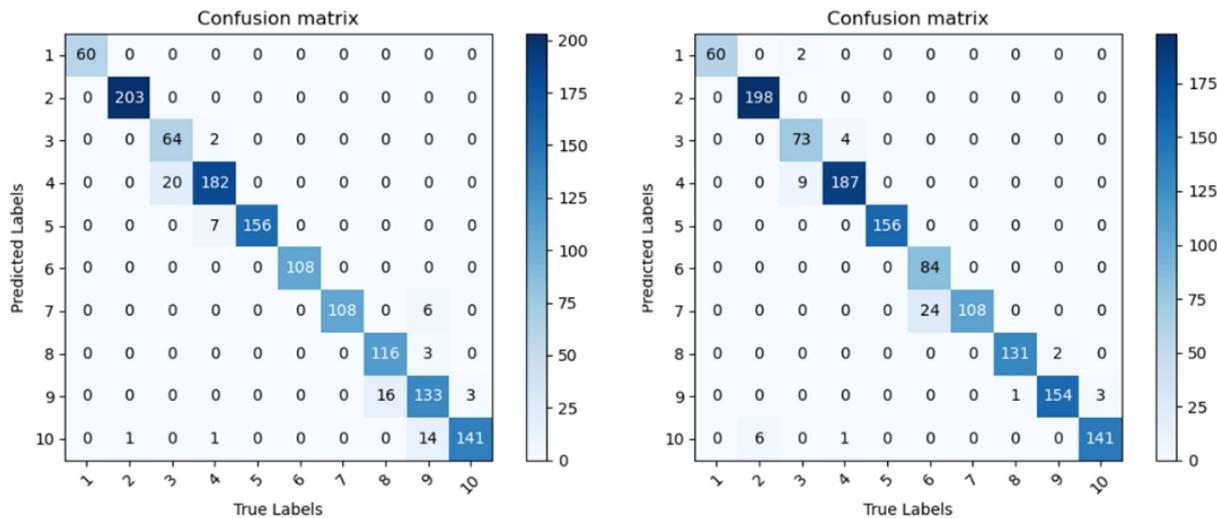
表 2 模型综合效率对比

Tab.2 Comparison of overall model efficiency

模型 Model	测试集准确率/% Accuracy/%	参数量 Params	乘法累加运算次数 Madd	浮点运算次数 FLOPs	服务器测试时/s Time/s
VGG16	91.31	134.30M	30.95G	15.50G	39.17
ResNet34	94.27	21.29M	7.34G	3.67G	38.23
ResNet50	95.28	23.53M	8.22G	4.12G	38.62
EfficientNetB0	94.57	5.32M	789.31M	398.03M	35.83
EfficientNet-TBSI	96.13	2.74M	675.06M	340.70M	35.43

如图 10 是 EfficientNetB0 和 EfficientNet-TBSI 在测试集的混淆矩阵图，可以看出 EfficientNetB0 在 7、9 阶段发生隔段识别错误，温差较大，容易造成烘烤

损失；EfficientNet-TBSI 识别错误的标签主要处于相邻阶段，如 3、4 阶段和 6、7 阶段温度差异小，对烘烤影响不大，其他阶段准确率都处于较高水平。



(a) EfficientNetB0 的混淆矩阵 (b) EfficientNet-TBSI 的混淆矩阵

图 10 测试集的混淆矩阵对比
Fig.10 Comparison of confusion matrix on test set

如表 3 所示是 EfficientNetB0 和 EfficientNet-TBSI 在测试集上各个阶段的识别精确率、召回率以及 F1-Score 对比，可以看出，EfficientNetB0 模型在 3、9 阶段的 F1-Score 较低，且 6 张真实标签为阶段 9 的图片被识别为阶段 7，这种跨段识别错误可能造成较大温度差异，从而导致烘烤损失；EfficientNet-TBSI

模型阶段 6 的 F1-Score 较低，但是错误标签均识别为相邻阶段，温度差异较小，不易造成烘烤损失。而且将 10 阶段的 F1-Score 取均值后，EfficientNet-TBSI 的平均 F1-Score 仍然高于 EfficientNetB0 模型，具有更优的识别性能。

表 3 测试集的精确率、召回率、F1-Score 对比
Tab.3 Comparison of precious rate, recall rate, F1-Score on test dataset

模型 (A/B) Model (A/B)	样本阶段 Stage	精确率/% Precious/%	召回率/% Recall/%	F1-Score/%	平均 F1-Score/% average F1-Score/%
EfficientNetB0 / EfficientNet-TBSI	阶段 1	100/96.78	100/100	100/98.36	94.60/95.26
	阶段 2	100/100	99.51/97.06	99.75/98.51	
	阶段 3	96.97/94.81	76.19/86.90	85.33/90.68	
	阶段 4	90.10/95.41	94.79/92.57	93.36/93.97	
	阶段 5	95.71/100	100/100	97.81/100	
	阶段 6	100/100	100/77.78	100/87.50	
	阶段 7	94.74/81.82	100/100	97.30/90.00	
	阶段 8	97.48/98.50	87.88/99.24	92.43/98.87	
	阶段 9	87.50/97.47	85.26/98.72	86.37/98.09	
	阶段 10	89.81/95.27	97.92/97.92	93.69/96.58	

2.2 模型验证

为了验证模型在烤房现场的实用性，我们将模型移植到 Jetson Nano 开发板上进行了测试，并与 MobileNetv2、MobileNetv3 等轻量级模型进行了对比，如表 4 所示，改进后的 EfficientNet-TBSI 模型与 MobileNetv2 相比，检测速度略微提升，而且准确率提升了 5.74%，参数量减少了 35.68%；与 MobileNetv3

相比，检测速度大幅提升，准确率提升了 2.92%，参数量减少了 49.54%；与 EfficientNetB0 相比，检测速度显著提升，准确率提升了 1.56%，模型参数减少了 48.50%，实验证明，改进 EfficientNet-TBSI 模型具有比经典轻型模型更高的准确率，而且在嵌入式设备上可以实现高速运行。

表 4 在嵌入式平台的测试结果
Tab.4 Test results on the embedded platform

模型 Model	测试集准确率/% Accuracy/%	参数量/M Params/M	单张图片测试时间 Time/s	模型提出者 Author
MobileNetv2	90.39	4.26	3.13	开源模型
MobileNetv3	93.21	5.43	3.35	开源模型
EfficientNetB0	94.57	5.32	3.26	开源模型
EfficientNet-TBSI	96.13	2.74	2.83	改进模型

3 结论

传统深度学习模型的训练参数量十分庞大，难以在烤房现场设备应用，针对此问题本研究提出了轻型的 EfficientNet-TBSI 模型。与其他高精度模型相比，该模型具有显著的轻便性优势，模型的识别准确率达到 96.13%，参数量仅为 2.74 M，在烤房现场的小型设备上具有较高应用价值。并且在部分试点烤房的智能烘烤控制仪上取得初步成效，但受到数据量限制，还无法对不同产区不同品种烟叶的烘烤阶段进行识别。要实现智能烘烤目标，仍需要采集多地区烘烤数据，建立多产区、多品种的烟叶烘烤模型，通过不同产区的烘烤工艺和烟叶特性对模型进行训练，提高模型的适用性。

参考文献：

- [1] 段史江, 朱红根, 傅宗仁, 等. 烤烟密集烘烤智能控制技术进展[J]. 江西农业学报, 2013,25(02):107-109.
DUAN Shijiang, ZHU Honggen, FU Zongren, et al. Research progress on intelligent control technology of intensive baking of flue-cured tobacco[J]. Jiangxi Journal of Agricultural Sciences, 2013,25(02):107-109.
- [2] 刘世将. 优质烟叶烘烤技术研究[J]. 农村实用技术, 2020(06): 92-93.
LIU Shijiang. Research on baking technology of high-quality tobacco leaves[J]. Rural Practical Technology, 2020(06):92-93.
- [3] 李玲, 李艳乐, 郭海丽, 等. 基于卷积神经网络的苹果树病虫害识别[J]. 南方农机, 2022,53(08):16-19.
LI Ling, LI Yanle, GUO Haili, et al. Identification of apple tree diseases and insect pests based on convolutional neural network[J]. Nanfang Agricultural Machinery, 2022,53(08):16-19.
- [4] 徐会杰, 黄仪龙, 刘曼. 基于改进 YOLOv3 模型的玉米叶片病

- 虫害检测与识别研究[J/OL]. 南京农业大学学报: 1-12[2022-04-16].
XU Huijie, HUANG Yilong, LIU Man. Detection and identification of maize leaf diseases and insect pests based on improved yolov3 model[J/OL]. Journal of Nanjing Agricultural University:1-12[2022-04-16].
- [5] 高桓凯, 花元涛, 张凌飞, 等. 基于机器视觉技术的南疆小麦病虫害监测系统[J]. 塔里木大学学报, 2019,31(04):73-78.
GAO Huankai, HUA Yuantao, ZHANG Lingfei, et al. Monitoring system of wheat disease and pest in southern Xinjiang based on machine vision technology[J]. Journal of Tarim University, 2019, 31(04):73-78.
- [6] 曾嫻. 基于图像处理的烟叶病害识别方法研究[D]. 成都: 西华大学, 2018.
ZENG Qiang. Research on tobacco leaf disease identification method based on image processing[D]. ChengDu: Xihua University, 2018.
- [7] 童德文, 陈钰, 杜超凡, 等. 开放环境下烟叶等级 RGB 图像智能识别及判别模型的构建[J]. 贵州农业科学, 2020, 48(03): 131-135.
TONG Dewen, CHEN Yu, DU Chaofan, et al. Construction of intelligent recognition and discriminant model of tobacco grade RGB image in open environment[J]. Guizhou Agricultural Sciences, 2020,48(03):131-135.
- [8] 焦方圆, 申金媛, 郝同盟. 一种基于卷积神经网络的烟叶等级识别方法[J]. 食品与机械, 2022,38(02):222-227.
JIAO Fangyuan, SHEN Jinyuan, HAO Tongmeng. A Tobacco Grade Recognition Method Based on Convolutional Neural Network[J]. Food and Machinery, 2022,38(02):222-227.
- [9] 叶大鹏, 黄俊昆, 秦华, 等. 基于多光谱与深度学习技术的皱褶初烤烟叶等级识别[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2022,51(02):282-288.
YE Dapeng, HUANG Junkun, QIN Hua, et al. Grade identification of wrinkled flue-cured tobacco leaves based on multispectral and deep learning technology[J]. Journal of Fujian Agriculture and Forestry University (Natural Science Edition), 2022, 51(02): 282-288.
- [10] 鲁梦瑶, 周强, 姜舒文, 等. 基于深度学习与多尺度特征融合

- 的烤烟烟叶分级方法[J]. 中国农机化学报, 2022,43(01):158-166.
- LU Mengyao, ZHOU Qiang, JIANG Shuwen, et al. Flue-cured tobacco leaf grading method based on deep learning and multi-scale feature fusion[J]. Chinese Journal of Agricultural Machinery Chemistry, 2022,43(01):158-166.
- [11] 段史江, 马力, 史龙飞, 等. 基于图像处理的密集烘烤过程烟叶 β -胡萝卜素含量的检测[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2011,37(05):490-493.
- DUAN Shijiang, MA Li, SHI Longfei, et al. Detection of tobacco leaf β -carotene content in intensive baking process based on image processing[J]. Journal of Hunan Agricultural University (Natural Science Edition), 2011,37(05):490-493.
- [12] 杨懿德, 路晓崇, 杨洋, 等. 基于卷积神经网络的烘烤过程中烤烟烘烤阶段识别方法[P]. 河南省: CN111079784A, 2020-04-28.
- YANG Yide, LU Xiaochong, YANG Yang, et al. Identification Method of Flue-cured Tobacco Baking Stage in Baking Process Based on Convolutional Neural Network[P]. Henan Province: CN111079784A, 2020-04-28.
- [13] 李增盛, 孟令峰, 王松峰, 等. 基于图像处理的烟叶烘烤阶段判别模型优选[J]. 中国烟草学报, 2022,28(02):65-76.
- LI Zengsheng, MENG Lingfeng, WANG Songfeng, et al. Optimal discriminant model of tobacco leaf baking stage based on image processing[J]. Chinese Tobacco Journal, 2022,28(02):65-76.
- [14] 杨金辉, 高贤君, 杨元维, 等. 自适应 Gamma 变换的遥感影像云阴影补偿方法[J]. 激光与光电子学进展, 2022,59(10):430-438.
- YANG Jinhui, GAO Xianjun, YANG Yuanwei, et al. Cloud shadow compensation method for remote sensing image with adaptive gamma transform[J]. Advances in Laser and Optoelectronics, 2022, 59(10):430-438.
- [15] 柴进, 闫国珍, 何俊峰, 等. EfficientNet 模型在肝癌微波消融患者超声随访评估中的临床价值研究[J]. 中国超声医学杂志, 2022,38(03):294-296.
- CHAI Jin, YAN Guozhen, HE Junfeng, et al. The clinical value of efficientNet model in the evaluation of ultrasound follow-up in patients with microwave ablation of liver cancer[J]. Chinese Journal of Ultrasound Medicine, 2022,38(03):294-296.
- [16] Espejo-Garcia Borja, MalounasIoannis, Mylonas Nikos, et al. Using EfficientNet and transfer learning for image-based diagnosis of nutrient deficiencies[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,196:106868.
- [17] 汪伯军, 江厚龙, 许安定, 等. 三段六步式烘烤工艺研究及应用初报[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2014,36(08):189-193.
- WANG Bojun, JIANG Houlong, XU Anding, et al. Research and application of three-stage six-step baking process[J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2014,36(08):189-193.
- [18] 李星. 低照度彩色图像 CLAHE 增强算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2021.
- LI Xing. Research on CLAHE enhancement algorithm for low-illumination color images[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2021.
- [19] 欧阳楠, 曹益平. 基于颜色校准和 HSI 颜色空间的白细胞图像分割方法[J]. 光学与光电技术, 2022,20(03):62-69.
- OUYANG Nan, CAO Yiping. Leukocyte image segmentation method based on color calibration and HSI color space[J]. Optics and Optoelectronic Technology, 2022,20(03):62-69.
- [20] Suharjito, Elwirehardja Gregorius Natanael, Prayoga Jonathan Sebastian. Oil palm fresh fruit bunch ripeness classification on mobile devices using deep learning approaches[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021,188(9):106359.
- [21] Lu Ding, Yong Wang, Robert Laganière, et al. Learning efficient single stage pedestrian detection by squeeze-and-excitation network[J]. Neural Computing and Applications, 2021,33(23):16697-16712.
- [22] 王瑞绅, 宋公飞, 王明. 引入 ECA 注意力机制的 U-Net 语义分割[J/OL]. 电光与控制: 1-6[2022-04-16].
- WANG Ruishen, SONG Gongfei, WANG Ming. U-Net semantic segmentation introduced to eca attention mechanism[J/OL]. Electro-Optics and Control:1-6[2022-04-16].

Research on high-precision lightweight model for tobacco leaf curing stage identification

JIANG Zengyun¹, ZHU Shiping^{1*}, FENG Chuan¹, WANG Tao², LI Junxian¹

¹ College of engineering and technology, Southwest University, Chongqing 400715, China;

² Qujing City Tobacco Company, Qujing 655000, Yunnan, China

Abstract: [Background] Real-time identification of tobacco leaf status and its curing stage is key a technology to achieve accurate adjustment of tobacco curing process and establish an intelligent tobacco leaf curing system. At present, the research on identification of tobacco curing status is restricted by the scale of the model, and it is difficult to apply current models to actual production. Therefore, it is necessary to develop a high-precision lightweight model for tobacco leaf curing stage identification. [Methods] An image acquisition system consisting of an industrial camera and a fill light was used to collect tobacco images during the curing process. The tobacco dataset was processed through gamma transformation and HSI color space transformation. The improved lightweight EfficientNetB0 model was used for training, and the model feasibility test was conducted on the Jetson Nano embedded development board. [Results] The accuracy of the improved model in the test set reached 96.13%, and the parameter quantity was only 2.74M. Compared with the original EfficientNetB0, the identification accuracy of the improved model was increased by 1.59%, and the parameter quantity was reduced by 48.50%. On the Jetson Nano development board, compared with the lightweight models such as MobileNetv2 and MobileNetv3, the recognition speed and accuracy of the improved model were significantly improved. [Conclusion] The improved EfficientNetB0 model can realize fast and accurate identification of tobacco leaf curing stage. This study provides a theoretical basis and practical reference for the establishment of intelligent tobacco curing system.

Keywords: tobacco leaf curing stage identification; EfficientNet; Gamma transform; HSI color space; ECA attention mechanism

*Corresponding author. Email: zpspswu@126.com