DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2025.02.007

基于改进VGG-16的烟叶成熟度识别

肖孟宇[1]，马云明[1]，肖亦雄[1]，陆峰[2]，唐忠海[3]，李跑[3,4]，范伟[3*]，肖航[5]

(1. 湖南省烟草公司衡阳市公司，湖南衡阳，421000；2. 湖北中烟工业有限责任公司，湖北武汉，430040；
3. 湖南农业大学食品科学技术学院，湖南长沙，410128；4. 食品科学与生物技术湖南省重点实验室，
湖南长沙，410128；5. 麻省大学阿莫斯特分校食品科学系，美国马萨诸塞州阿莫斯特，01003)

摘要：为提高采收时不同部位烟叶成熟度识别准确率，本研究系统收集上、中、下部3个部位烟叶的欠熟、适熟、过熟图像，提出一种基于深度学习的改进VGG-16的烟叶成熟度识别方法。该方法使用迁移学习预训练VGG-16模型作为基础模型，并对其进行微调、卷积层特征融合，以提升模型在烟叶成熟度识别任务上的性能，冻结卷积层及后续层的微调、添加BN层和使用Adam优化器，进一步提高了训练效率、避免过拟合现象产生并增强模型的稳健性和精确度。试验结果表明，改进后的VGG-16模型在烟叶成熟度识别任务中具有高准确度的优势，其测试集识别准确率达到99.7%，优于经典机器学习BP神经网络、支持向量机、原始VGG-16和VGG-19、AlexNet、ResNet50等方法结果。其参数量为14 721 353、模型大小为58.9 M、单张图像识别时间为0.024 9 s，表现出计算和存储资源需求低，识别速度快的高效优势。进一步通过Score-CAM算法对不同成熟度烟叶图像识别结果进行可视化分析，揭示了烟叶主脉中部区域为不同成熟度烟叶核心差异区域，为识别模型提供关键信息，进而可为明确不同部位烟叶成熟过程中化学物质转化规律提供信息。本研究提出的改进VGG-16深度学习模型在不同部位烟叶成熟度识别上具有高准确率和高效率的优势，有望为烟草采收生产提供精准有效的决策支持。未来可进一步探讨不同的特征融合策略和网络结构，以提高不同产地及不同年份间烟叶成熟度识别的泛化能力和稳健性。

关键词：烟叶成熟度；深度学习；改进VGG-16；迁移学习；图像分类

中图分类号：S24 **文献标识码：**A **文章编号：**2096-7217(2025)02-0079-09

肖孟宇，马云明，肖亦雄，陆峰，唐忠海，李跑，范伟，肖航. 基于改进VGG-16的烟叶成熟度识别[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2025，6(2)：79－87

XIAO Mengyu, MA Yunming, XIAO Yixiong, LU Feng, TANG Zhonghai, LI Pao, FAN Wei, XIAO Hang. Fresh tobacco maturity recognition based on the improved VGG-16 model [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(2): 79－87

0 引言

烟叶成熟度是烟叶品质形成的关键影响因素[1-3]。基于烟叶成熟度判断的适熟采收也是提高烟叶烘烤质量的重要基础。由于不同部位的烟叶内在品质不同，在卷烟生产中发挥的作用和价值也各不相同[4-7]。所以精准区分不同部位烟叶并适熟采收对烟叶生产提质增效非常关键。而目前对不同部位烟叶的成熟度基本上是烟农通过肉眼凭个人经验进行识别。由于每个个体的评判标准不同，因此该方法主观性强，识别效率与准确率低。

随着现代化科学技术的高速发展，信息技术也越来越多地应用于烟草研究中。20世纪80年代，美国学者THOMAS最早提出将数字图像处理应用于烟叶图像特征提取；1997年，CHO等[8]进行了基于图像处理技术的烟叶形状及颜色等表面特征提取的等级判定研究；1998年，周文等[9]还将数字图像处理技术应用于烟叶特征提取和成熟度分类，开发了烟叶质量特征提取软件。近年来，史龙飞等[10]利用机器视觉技术提取不同成熟度中部烟叶颜色和纹理特征建立基于BP神经网络的成熟度检测模型，准确率为93.67%。王杰等[11]进行了基于极限学习机的烟叶成熟度研究，准确率达96.43%；张丽[12]以3种不同成熟度的中部叶为材料，采用BP神经网络算法、ELM算法和RELM算法分

收稿日期：2024-07-11 修回日期：2024-09-08
基金项目：国家自然科学基金项目(32360579)；湖南省教育厅重点项目(20A230)；湖南省烟草公司衡阳市公司科技项目(2021430481240017)
第一作者：肖孟宇，男，1989年生，湖南邵阳人，助理农艺师；研究方向为烟草栽培。E-mail：253875445@qq.com
*通信作者：范伟，男，1983年生，河北邢台人，博士，讲师；研究方向为农产品加工智能检测。E-mail：weifan@hunau.edu.cn

别建立了分类器,准确率均在80%以上;谢滨瑶等[13]进行了基于BP神经网络和支持向量机的下部烟叶成熟度识别模型研究,准确率分别达到93.83%和97.53%。在烟叶部位识别方面,徐昭梅等[14]测量了初烤烟叶片的10个形态指标,并将之换算为7个特征指标进行方差分析和聚类分析,为烟叶分级中判别烟叶的部位提供参考;韩小渊等[15]根据主脉特征的不同采用图片和数据相结合的方式对烟叶部位进行识别分析。

上述研究均是使用传统的机器学习方法,主要通过人工设计,提取图像纹理、颜色、形状等特征,然后利用支持向量机(support vector machine, SVM)、人工神经网络(BP神经网络等)对烟叶进行成熟度分类,缺乏烟叶特征的自主学习能力;并且实际生产中烟草不同部位成熟度标准各不相同,不同背景、不同天气等多种条件下获取烟叶图像也各有差别,这些复杂的因素使传统机器学习方法的适用性受到抑制,通用性差。与传统的图像识别和分类方法相比,深度学习可通过神经网络从训练样本中自主地学习特征,提取图像高维的特征,解决了图像干扰、失真等因素导致的分类精度低的问题,显著提升了分类精度。深度学习的方法可以通过自主学习从数据中自动提取特征、识别与分类,避免了复杂的手动提取,如降噪、分割、计算样本图像的能量等操作[16],能够对图像进行精确识别。

综合上述因素,针对烟叶上、中、下3个部位不同成熟度,本研究提出将迁移学习与改进的VGG-16深度卷积神经网络相结合,建立基于迁移学习与改进VGG-16的烟叶成熟度快速识别模型。

1 材料与方法

1.1 烟叶样本数据集构建

1.1.1 图像数据采集

本试验于2022年在湖南省衡阳烟区耒阳市马水镇进行,试验品种为云87。烟叶采收后,立即使用佳能EOS 600D数码相机在固定拍摄灯箱内进行图像采集,所有采集的样本均由当地长期参与生产的专业技术人员进行鉴定分类。各个部位不同成熟度烟叶具体信息见表1。

表1 烟叶成熟过程中主要外观特征

Table 1 Main appearance characteristics of tobacco leaves during maturation

成熟度	叶面落黄	主脉	成熟斑	叶尖、叶缘状况	绒毛	平均叶长/cm	平均叶宽/cm
下部叶欠熟	叶面50%左右黄绿	主脉开始变白	无	叶尖黄色略下勾,叶缘开始内曲	部分脱落	74.0	30.5
下部叶适熟	叶面60%左右黄绿	主脉1/3变白	有零星成熟斑	叶尖黄色且下勾,叶缘稍枯且内曲明显	部分脱落	76.4	31.3
下部叶过熟	叶面70%左右黄绿	主脉1/2变白	有少量成熟斑	叶尖枯焦且下勾,叶缘枯且内曲明显	部分脱落	76.8	31.4
中部叶欠熟	叶面60%左右黄绿	主脉1/3变白	无	叶尖黄色略下勾,叶缘开始内曲	部分脱落	78.9	26.1
中部叶适熟	叶面70%左右黄绿	主脉1/2变白	有零星成熟斑	叶尖黄色且下勾,叶缘稍枯且内曲明显	部分脱落	79.8	26.0
中部叶过熟	叶面80%左右黄绿	主脉2/3变白	有少量成熟斑	叶尖枯焦且下勾,叶缘枯且内曲明显	部分脱落	80.0	27.2
上部叶欠熟	叶面70%左右黄绿	主脉1/2变白	有零星成熟斑	叶尖黄色略下勾,叶缘开始内曲	部分脱落	73.2	20.2
上部叶适熟	叶面80%左右黄绿	主脉2/3变白	较多成熟斑	叶尖黄色且下勾,叶缘稍枯且内曲明显	部分脱落	75.0	22.2
上部叶过熟	叶面90%左右黄绿	主脉基本全白	黄白色成熟斑	叶尖枯焦且下勾,叶缘枯且内曲明显	部分脱落	75.9	22.7

最终获得欠熟、适熟、过熟的上部叶分别为132、134、111份,中部叶分别为116,130、110份,下部叶分别为112、139、109份。按照6:2:2的比例,将烟叶数据划分为训练集、验证集和测试集。训练集和验证集共874个样本,测试集219个样本,典型烟叶样本如图1(a)所示。

1.1.2 图像预处理

深度学习卷积网络训练往往需要大量训练样本来保证高性能识别,本研究采用TensorFlow的tf.image对原始图像分别进行添加随机高斯噪声、水平旋转、亮度增强、垂直旋转、镜像数据5种数据增强操作进一步扩充数据集。数据增强不仅可以避免模型过拟合,强化模型的稳健性和泛化性能,而且在不改变图片本质属性的同时,避免因为对同一事物的拍摄角度的不同而造成的分类上的差异问题。数据增强后,训练集数据数量扩充至5 244份。

本研究选用的VGG-16模型输入图像尺寸为224像素×224像素,因此利用线性插值算法对输入图像作几何变换,将图像尺寸标准化为224像素×224像素的RGB图像。预处理后图像,如图1(b)所示。

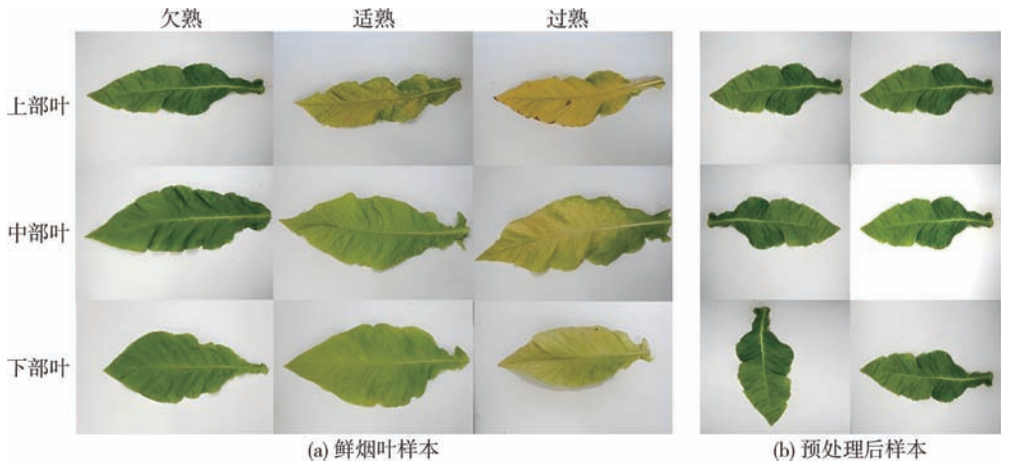


图 1　鲜烟叶样本及预处理样本

Figure 1　Fresh tobacco leaf samples and pre-treated samples

1.2　基于改进 VGG-16 的烟叶成熟度识别模型构建

1.2.1　迁移学习

近年来，深度学习已经成为解决具有挑战性的计算机视觉任务的主流方法，并取得了良好的效果[17-19]。传统的深度 CNN 训练基于特定的任务、数据集训练的独立模型，往往需要大量训练样本，并从头训练权重参数，既耗时又耗力。而迁移学习则可以将在一个巨型的数据库中相似数据集上预训练得到的网络权重迁移到目标网络，结合目标网络中已有的训练数据，能够更快构造出泛化性能更好的模型。

迁移学习（transfer learning），又称归纳迁移，或称领域适配，其原理就是将在源域中学习到的知识应用到目标域中，迁移方法可以有效地减少大量的训练参数，不仅减少了工作量，而且实现了基于以往参数经验的最优分类。ZEILER 等[20]的研究结果表明，从预先训练过的 CNN 学习到的通用图像表现优于先前最先进的手工设计特征。

1.2.2　VGG-16 网络结构

VGGNet[21]（visual geometry group network）是一种采用小尺寸的 3×3 卷积核将网络推进到 16～19 层深度的深度卷积神经网络，由输入层、隐藏层、输出层组成，其中隐藏层又由卷积层、池化层、全连接层构成。

VGG-16 是 VGGNet 经典网络结构之一，也是深度学习中图像分类性能优秀的方法之一[22]。VGG-16 网络结构如图 2 所示，从左到右：输入图像；5 组卷积层和最大池化层，每组卷积层的卷积核个数相同，初始卷积核的大小为 3×3×3，步幅 stride 有效填充 padding 大小均为 1，池化层采用 2×2 的最大池化函数 Max pooling 方法，随着数据的向后传输，卷积核的数量增加，从前至后每组单个卷积层的卷积核数量依次是 64、128、256、512 和 512；在第 5 组卷积和池化层之后是依次展开的 3 个全连接层 Fc_layer，前两个是对输入图像的高维特征提取，都具有 4 096 个通路，第 3 个全连接层拥有 1 000 个通路，最后使用 Softmax 函数对结果进行分类。

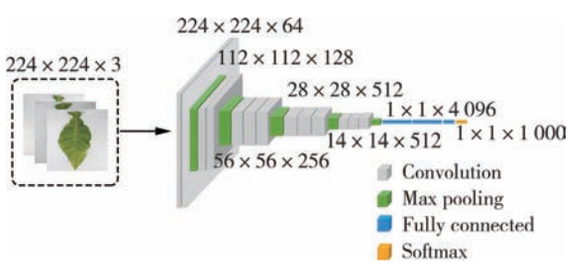


图 2　VGG-16 网络结构

Figure 2　VGG-16 network structure

1.2.3　特征融合

在卷积神经网络中，随着卷积层数的递增，特征图的分辨率逐渐降低，而特征的抽象性与表示能力逐步增强。然而，这种下采样过程可能导致细节信息的丢失，从而降低模型的性能。为了解决这一问题，在下采样过程中引入了上采样层，以恢复丢失的空间信息，从而提高模型的性能和稳健性。本研究选择在第 5 和第 4 卷积块之间添加上采样层。原因在于，此位置之后，特征图的分辨率已降至较低水平，需要进行恢复；同时，这两个卷积块的特征图均含有丰富的语义信息。

采用双线性插值作为上采样方法，将特征图的宽和高分别扩大两倍。此方法类似于反卷积，但实现更简单、高效，且避免了反卷积中常见的棋盘效应问题。在经过 VGG-16 模型的前 4 个卷积块之后，第 4 卷积块张量的形状为（None，28，28，512），而第 5 卷积块张量的形状为（None，14，14，512）。对第 5 卷积块进行上采样后，其形状变为（None，28，28，512），然后与第 4 卷积块进行特征融合，得到的结果张量形状仍为（None，28，28，512），称之为 block4_add。接下来，对

block4_add再次进行上采样,形状变为(None,56,56,512),最后将结果张量输入到全局平均池化层进行降维处理。

插入上采样层有助于整合这些信息,获取更精确的特征表示,从而提升模型性能。这种特征融合策略有望在提高模型性能方面发挥重要作用。

1.2.4 改进VGG-16网络结构

本研究采用结合迁移学习的VGG-16作为基础网络,通过微调模型结构,对模型高级语义特征进行融合来构建烟叶成熟度模型。首先在ImageNet数据集上对VGG-16网络进行预训练,以利用低级图像特征进行共享[23],并避免从头训练整个网络,从而减少了网络训练的时间。接着,使用已通过迁移学习获得的VGG-16预训练模型参数来冻结卷积层,以加快模型训练速度。卷积层冻结的思想源于迁移学习的想法,它通过固定预训练模型的前几层参数,只对后面几层参数进行微调,以适应新任务和数据集。这种方法可以有效提高训练效率,减少过拟合现象的发生。

VGG-16网络的深度和它的卷积层结构设计,使得它具有很强的特征提取能力。但是随着网络深度的增加,卷积层的下采样操作会导致输入特征图的分辨率逐渐降低,这种信息丢失在一定程度上会影响模型的性能,特别是对于一些细节信息比较重要的任务。因此,在使用VGG-16作为基础网络时,需要在特征提取和下采样操作之间取得平衡,以提高模型的性能。针对这个问题,选择对VGG-16的最后两个卷积块的特征进行特征融合。这样做的目的是将低层特征和高层特征进行有机结合,从而利用低层特征的细节信息和高层特征的抽象能力,提高模型对不同成熟度烟叶的识别能力。通过特征融合,可以更好地利用卷积神经网络中的特征层次结构,同时避免了在使用VGG-16时过度依赖高层特征的情况,使得模型更加全面地利用了输入图像的信息,从而提高了烟叶成熟度识别的精度和稳健性。由于经典VGG-16网络参数量主要集中在全连接层,全连接层结构为[4 096,4 096,1 000],而本研究模型针对的是烟叶上中下3个部位3种成熟度的9分类问题,因此设计仅保留一个全连接层,并设置神经元个数为9,这样可以减少大量参数,进一步减小模型过拟合问题;最后在全连接层之前新增批量归一化(batch normalization,BN)层,BN层可以很好地解决因网络层数加深而产生的收敛速度慢甚至消失的问题。烟叶成熟度识别模型构建流程如图3所示。

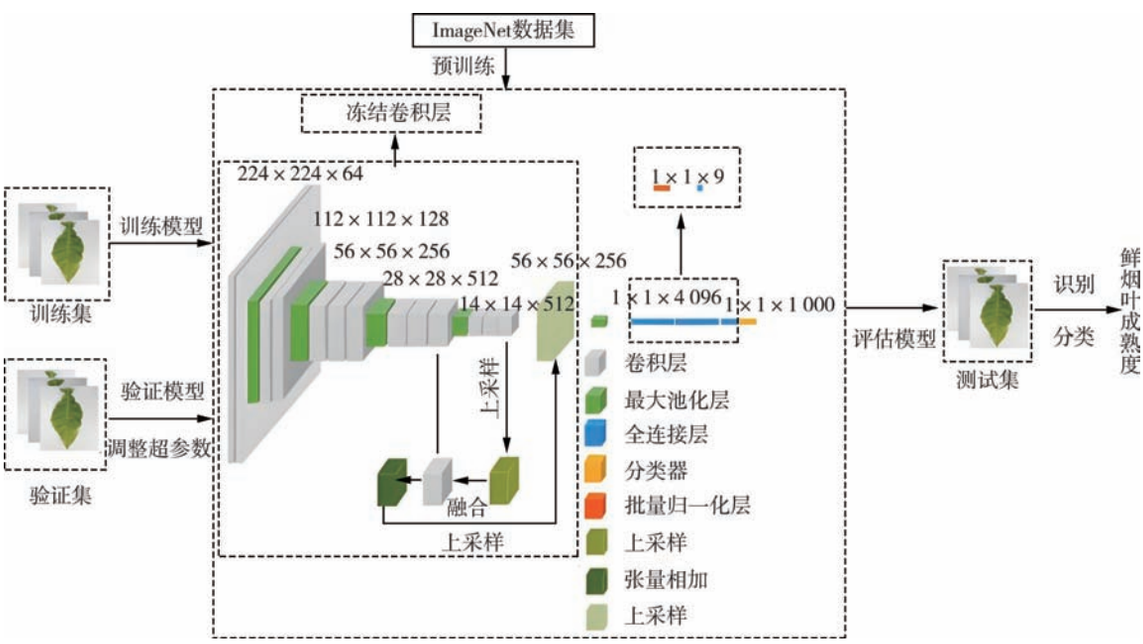


图3 烟叶成熟度识别模型构建流程

Figure 3 Construction process of fresh tobacco maturity recognition model

1.2.5 模型评价指标

本研究采用宏平均精确度、宏平均召回率、宏平均$F1$值和准确率来评估模型性能。计算公式如下:

精确度

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

式中:TP——正确预测为正类的样本数;

FP——错误预测为正类的样本数。

宏平均精确度

$$Macro\text{-}average\ Precision=\frac{1}{N}\sum_{c=1}^{N}Precission_c \tag{2}$$

式中：N——类别总数；

$Precision_c$——第 c 个类别的精确度。

召回率

$$Recall=\frac{TP}{TP+FN} \tag{3}$$

式中：FN——错误预测为负类的正类样本数。

宏平均召回率

$$Macro\text{-}average\ Recall=\frac{1}{N}\sum_{c=1}^{N}Recall_c \tag{4}$$

式中：N——类别总数；

$Recall_c$——第 c 个类别的召回率。

$F1$ 值

$$F1=2\times\frac{Precision\times Recall}{Precision+Recall} \tag{5}$$

宏平均 $F1$ 值

$$Macro\text{-}average\ F1=\frac{1}{N}\sum_{c=1}^{N}F1_c \tag{6}$$

式中：$F1_c$——第 c 个类别的 $F1$ 值。

准确率

$$Accuracy=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \tag{7}$$

式中：TN——正确预测为负类的样本数。

2　结果与分析

2.1　试验环境

试验软件环境为 Python-3.7、TensorFlow-GPU；并在 8 核 i5-12450H 处理器、16 GB 显存（GeForce RTX 3090）的硬件环境下，使用 Pycharm 编译软件进行训练。模型训练批处理大小设置为 32，选择自适应矩估计（Adam）优化器，训练轮数设置为 30，最后采用 ReduceLROnPlateau 学习策略，动态调整学习率，当验证集损失值连续三次不下降，调整学习率调整为原来的 1/2。

2.2　改进 VGG-16 的消融试验

在结合迁移学习、冻结卷积层、微调全连接层结构的基础上，进行特征融合和引入 BN 层提升深度学习模型的性能，最后使用 Adam 优化器提高训练效率和准确性。特征融合能够增加图像的分辨率，提高模型的准确性，而 BN 层则可促进网络的收敛速度，抑制过拟合。在改进过程中，为确定不同网络结构和参数对模型性能的影响，进行了消融试验。如图 4 所示，随着模型结构的优化，验证集的损失逐渐减小，准确率逐步提高。初步验证了模型改进的有效性。

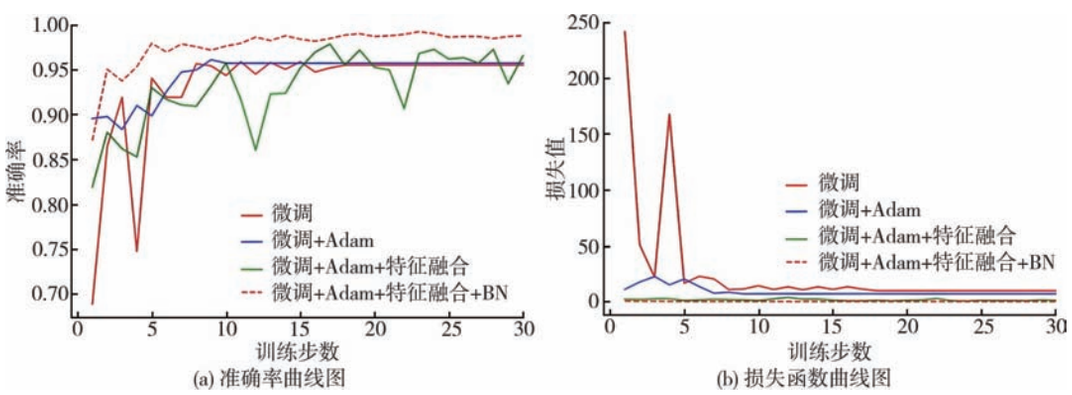


图 4　验证集准确率和损失函数值变化曲线图

Figure 4　Verify the set accuracy and loss function value change plots

表 2　不同网络结构下验证集及测试集准确率

Table 2　Accuracy of verification set and test set under different network structures

模型	验证准确率/%	测试准确率/%
冻结卷积层	95.50	96.19
冻结卷积层＋Adam	95.73	96.95
冻结卷积层＋Adam＋特征融合	96.57	97.71
冻结卷积层＋Adam＋特征融合＋BN 层	98.78	99.70

根据表 2 所示的结果，基于 9 分类 VGG-16 模型的迁移学习并微调模型，得出了验证集和测试集的准确率分别为 95.5% 和 96.19%。使用 Adam 优化器后，准确率进一步提高。进行特征融合后，验证集和测试集的准确率分别提高了 1.07 和 1.52 个百分点。此外，在全连接层中增加了批量归一化层，进一步提升了模型性能。经过综合改进策略之后，在验证集和测试集上的准确率均达到了最高水平，分别为 98.78% 和 99.70%。

2.3　性能评估

为了验证改进前后的 VGG-16 模型在烟叶成熟度识别任务上的性能，对比了改进后的 VGG-16 模型与原始 VGG-16 和 VGG-19 模型在多个方面的性能。包括识别准确率、单张图像识别时间、模型训练参数量以及模型大小等指标。

表3 改进模型性能评估对比结果

Table 3 Comparison results of improved model performance evaluation

模型	测试识别准确率/%	验证识别准确率/%	单张图像识别时间/s	训练参数量	总参数量	模型大小/M
VGG-19	98.32	97.71	0.093 8	139 607 113	139 607 113	558.5
VGG-16	98.93	97.71	0.062 5	134 297 417	134 297 417	537.2
改进VGG-16	99.70	98.78	0.024 9	5 641	14 721 353	58.9

结果如表3所示,在测试识别准确率和验证识别准确率方面,改进后的VGG-16模型分别达到了99.70%和98.78%,优于VGG-19和原始VGG-16模型。这表明改进后的模型在识别成熟度时具有更高的准确性和稳定性。

在单张图像识别时间上,改进后的VGG-16模型仅需0.024 9 s,远快于VGG-19和原始VGG-16。说明改进后的VGG-16模型在实时性能方面具有较大优势。

在训练参数量、总参数量和模型大小方面,改进后的VGG-16模型均远低于VGG-19和原始VGG-16模型,分别为5 641、14 721 353和58.9 M。这些指标表明改进后的VGG-16模型具有较低的计算和存储资源的需求。改进后的VGG-16模型不仅在准确率方面取得了提升,而且大大降低了模型的复杂度和计算量,达到了高精度和高效率的平衡。

针对烟叶成熟度识别问题,采用改进后的VGG-16模型进行了试验验证,并将其与SVM、BP神经网络、AlexNet、VGG-19以及ResNet50等经典模型进行了对比。为了全面评估各模型的性能,采用了宏平均精确度、宏平均召回率、宏平均$F1$值以及准确率等指标进行评估。

如表4所示,试验结果表明,改进后的VGG-16模型在烟叶成熟度识别任务上具有一定优势,在准确率方面较其他经典模型更高,在精确度、召回率和$F1$值等评价指标上表现均衡。总体来说,改进后的VGG-16模型在烟叶成熟度识别中具有识别准确率高、训练时间短,存储资源需求低、响应时间快等优势。

表4 不同模型试验结果

Table 4 Test results of different models

模型	宏平均精确度	宏平均召回率	宏平均$F1$值	准确率/%
SVM	0.836 6	0.835 4	0.835 2	83.69
BP	0.699 2	0.693 3	0.694 4	69.36
AlexNet	0.900 7	0.899 6	0.899 4	89.94
VGG-16	0.989 6	0.988 6	0.989 0	98.93
VGG-19	0.983 4	0.982 4	0.982 8	98.32
ResNet50	0.959 3	0.960 3	0.959 7	95.85
改进VGG-16	0.996 7	0.997 0	0.996 8	99.70

2.4 成熟度识别结果可视化分析

为对模型烟叶成熟度识别结果做出更好的分析,采用Score-CAM(score-weighted class activation mapping)[24]算法来深入了解深度学习模型在烟叶成熟度识别方面的贡献。生成热力图可视化识别结果,显示原始图片的不同区域对成熟度识别的"贡献"程度,观察输出类别和输入的内在关系。如图5所示,热度越高的区域,表明该输入部分对于成熟度区分起到越关键的作用,改进后的VGG-16模型在局部化上表现得更为准确。与原始VGG-16模型相比,热力图中的高亮区域更加集中,图像的高亮区域主要集中在烟叶主脉中部到偏叶尖部位,这表明该部位是成熟度识别中关键的特征信息,从深度学习的角度解释了烟叶成熟度识别依据。

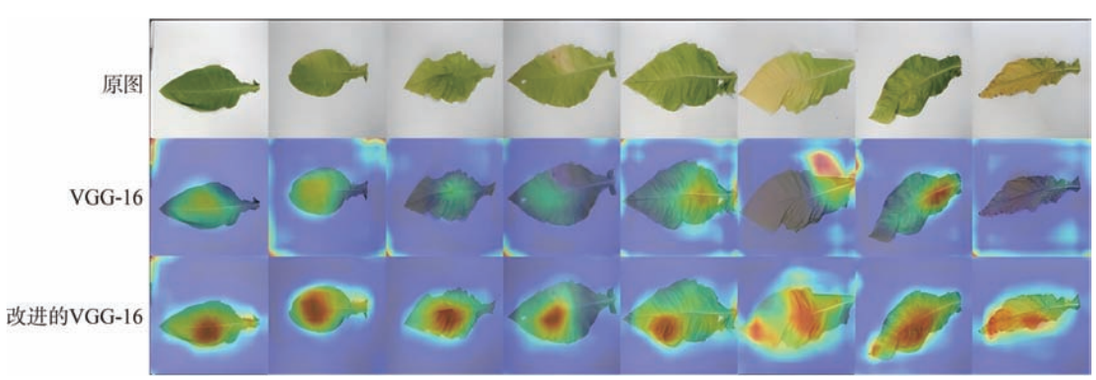


图5 基于Score-CAM的烟叶成熟度识别结果可视化

Figure 5 Visualization of fresh tobacco maturity recognition results based on Score-CAM

3　结论

本研究提出了一种基于改进 VGG-16 模型和特征融合策略的烟叶成熟度识别方法。通过采用迁移学习与特征融合，充分发挥预训练 VGG-16 模型的低级特征共享能力和不同层次特征的优势。冻结卷积层并对后续层进行微调有助于提高模型的训练效率和减少过拟合现象。同时，应用 Adam 优化器加速训练过程并提升模型准确率。在全连接层添加 BN 层可避免过拟合问题，从而提高模型的泛化性能。

结果表明，改进后的 VGG-16 模型在不同部位烟叶成熟度识别任务中具有高准确率的优势，其测试集识别准确率为 99.7%，不仅显著高于支持向量机、BP 神经网络等经典机器学习方法，而且也高于 AlexNet、VGG-19 和 ResNet50 等深度学习模型。

同时，改进后的 VGG-16 模型识别速度为 0.024 9 张/s，模型大小为 58.9 M，表现出更快的识别速度和更低的模型复杂度，适合于在实际烟叶生产中应用部署。

此外，本研究采用 Score-CAM 算法对模型进行可视化分析，揭示了模型在烟叶成熟度识别中贡献度较大的关键特征和区域。对比原始 VGG-16 的可视化结果，改进 VGG-16 模型在烟叶成熟度关键特征区域提取方面表现得更加明确，生成的热力图表明烟叶主脉中部为模型提供关键信息。未来可进一步对这些区域进行取样分析，从而明确不同部位烟叶成熟过程中化学物质转化规律。

综上所述，本研究为烟叶采收提供了一种高效且准确的成熟度识别方法，有望在实际中为烟草生产提供有效的决策支持，为烟叶生产的数字化、智能化奠定基础。未来可进一步研究不同的特征融合策略和网络结构，以提高不同产地不同年度之间烟叶成熟度识别的泛化能力和稳健性。

参　考　文　献

[1] 许自成，赵瑞蕊，王龙宪，等．烟叶成熟度的研究进展[J]．东北农业大学学报，2014，45(1)：123－128.
XU Zicheng，ZHAO Ruirui，WANG Longxian，et al. Research advance of maturity of flue-cured tobacco leaves [J]. Journal of Northeast Agricultural University，2014，45(1)：123－128.

[2] 杨树勋．准确判断烟叶采收成熟度初探[J]．中国烟草科学，2003(4)：34－36.
YANG Shuxun. Preliminary study on accurately judging the harvesting maturity of tobacco leaves [J]. Chinese Tobacco Science，2003(4)：34－36.

[3] 崔国民，罗以贵．云南烤烟烘烤工艺的多样性分析[J]．云南农业大学学报，2000(15)：121－125.
CUI Guomin，LUO Yigui. A variety of researches into curing process of Yunnan tobacco [J]. Journal of Yunnan Agricultural University，2000(15)：121－125.

[4] YAO P F，ZHAO H X，LUO X P，et al. *Fagopyrum tataricum FtWD*40 functions as a positive regulator of anthocyanin biosynthesis in transgenic tobacco [J]. Journal of Plant Growth Regulation，2017，36：755－765.

[5] CHEAH N P，BORST S，HENDRICKX L，et al. Effect of adding sugar to burley tobacco on the emission of aldehydes in mainstream tobacco smoke [J]. Tobacco Regulatory Science，2018(2)：61－72.

[6] 朱尊权．烤烟质量和使用价值的关系[J]．烟草科技，1991(2)：2－4.
ZHU Zunquan. The relationship between the quality and use value of flue-cured tobacco [J]. Tobacco Science & Technology，1991(2)：2－4.

[7] 李金兰，王道铨，罗登炎，等．不同部位烟叶的叶丝烘焙特性[J]．食品与机械，2021，37(4)：195－199，211.
LI Jinlan，WANG Daoquan，LUO Dengyan，et al. Study on toasting characteristics of different parts of tobacco [J]. Food & Machinery，2021，37(4)：195－199，211.

[8] CHO H K，PAEK K H. Feasibility in grading the burley type dried tobacco leaf using computer vision [J]. Journal of the Korean Society for Agricultural Machinery (Korea Republic)，1997，22(1).

[9] 周文，韩力群，李锐．计算机图像处理技术在烤烟烟叶形状特征提取中的应用[J]．烟草科技，2000(1)：12－13，42.

[10] 史龙飞，宋朝鹏，贺帆，等．基于机器视觉技术的烤烟鲜烟叶成熟度检测[J]．湖南农业大学学报(自然科学版)，2012，38(4)：446－450.
SHI Longfei，SONG Chaopeng，HE Fan，et al. Determination of the maturity grades of fresh leaves for flue-cured tobacco [J]. Hunan Agricultural University(Natural Sciences)，2012，38(4)：446－450.

[11] 王杰，毕浩洋．基于极限学习机的烟叶成熟度分类[J]．烟草科技，2013(5)：17－19.
WANG Jie，BI Haoyang. Tobacco leaf maturity classification based on extreme learning machine [J]. Tobacco Science & Technology，2013(5)：17－19.

[12] 张丽．基于视觉识别的鲜烟叶分拣系统的研究[D]．昆明：昆明理工大学，2015.
ZHANG Li. Research of tobacco leaves sorting system based on visual identification [D]. Kunming：Kunming University of Science and Technology，2015.

[13] 谢滨瑶，祝诗平，黄华．基于 BPNN 和 SVM 的烟叶成熟度鉴别模型[J]．中国烟草学报，2019，25(1)：45－50.

XIE Binyao, ZHU Shiping, HUANG Hua. Model for identification of tobacco leaf maturity based on BPNN and SVM [J]. Acta Tabacaria Sinica, 2019, 25(1): 45－50.

[14] 徐昭梅, 高云才, 黄云雯, 等. 玉溪烟区K326不同部位初烤烟叶面形态特征的识别[J]. 安徽农业科学, 2018, 46(10): 1－4.
XU Zhaomei, GAO Yuncai, HUANG Yunwen, et al. Characteristics identification of leaf shape in stalk position of flue-cured tobacco K326 grown in yuxi area [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2018, 46(10): 1－4.

[15] 韩小渊, 范磊, 卢晓延, 等. 主脉特征在烟叶部位识别中的应用[J]. 烟草科技, 2017, 50(2): 22－26.
HAN Xiaoyuan, FAN Lei, LU Xiaoyan, et al. The role of midrib of tobacco leaves in stalk position recognition [J]. Tobacco Science & Technology, 2017, 50(2): 22－26.

[16] 吴碧巧, 邢永鑫, 王天一. 基于VGG16和迁移学习的高分辨率掌纹图像识别[J]. 智能计算机与应用, 2021, 11(5): 37－42.
WU Biqiao, XING Yongxin, WANG Tianyi. High-resolution palmprint image recognition based on VGG16 and transfer learning [J]. Intelligent Computer and Applications, 2021, 11(5): 37－42.

[17] 张辉, 胡军, 石航, 等. 融合远端深度学习识别模型的白菜株心精准对靶喷雾系统[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(6): 85－95.
ZHANG Hui, HU Jun, SHI Hang, et al. Precision target spraying system integrated with remote deep learning recognition model for cabbage plant centers [J]. Smart Agriculture, 2024, 6(6): 85－95.

[18] 罗友璐, 潘勇浩, 夏顺兴, 等. 基于改进YOLOv8的苹果叶病害轻量化检测算法[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(5): 128－138.
LUO Youlu, PAN Yonghao, XIA Shunxing, et al. Lightweight apple leaf disease detection algorithm based on improved YOLOv8 [J]. Smart Agriculture, 2024, 6(5): 128－138.

[19] 孙道宗, 张振宇, 陈俊聪, 等. 一种基于深度学习的端到端生菜无损鲜重估测模型的建立[J]. 南京农业大学学报, 2024, 47(6): 1212－1220.
SUN Daozong, ZHANG Zhenyu, CHEN Juncong, et al. A model for end-to-end non-destructive fresh weight estimation of lettuce based on deep learning [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(6): 1212－1220.

[20] MATTHEW ZEILER D, ROB F. Visualizing and understanding convolutional neural networks [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision, Zurich, Switzerland. 2014: 6－12.

[21] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [J]. arXiv preprint arXiv: 1409.1556, 2014.

[22] LOPEZ-ANTEQUERA M, GOMEZ-OJEDA R, PETKOV N, et al. Appearance-invariant place recognition by discriminatively training a convolutional neural network [J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 92: 89－95.

[23] SHIN H C, ROTH H R, GAO M C, et al. Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2016, 35(5): 1285－1298.

[24] WANG H, WANG Z, DU M, et al. Score-CAM: Score-weighted visual explanations for convolutional neural networks [C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2020: 24－25.

Fresh tobacco maturity recognition based on the improved VGG-16 model

XIAO Mengyu[1], MA Yunming[1], XIAO Yixiong[1], LU Feng[2], TANG Zhonghai[3], LI Pao[3, 4], FAN Wei[3*], XIAO Hang[5]

(1. *Hengyang Branch of Hunan Provincial Tobacco Company, Hengyang* 421000, *China*; 2. *Hubei Tobacco Industry Co., Ltd., Wuhan* 430040, *China*; 3. *College of Food Science and Technology, Hunan Agricultural University, Changsha* 410128, *China*; 4. *Hunan Province Key Laboratory of Food Science and Biotechnology, Changsha* 410128, *China*; 5. *Department of Food Science, University of Massachusetts-Amherst, Amherst, Massachusetts* 01003, *USA*)

Abstract: To improve the accuracy of identifying the maturity of tobacco leaves at different harvesting stages, this study systematically collected images of under-ripe, ripe, and over-ripe tobacco leaves from the upper, middle, and lower parts of the plant. We proposed an improved VGG-16-based deep learning method for tobacco leaf maturity recognition. This method leverages a pre-trained VGG-16 model as its foundation, incorporating transfer learning, fine-tuning, and convolutional layer feature fusion to enhance the model's performance in tobacco leaf maturity recognition tasks. Freezing the convolutional and subsequent layers, adding BN layers, and using the Adam optimizer further improved training efficiency, avoided over fitting, and enhanced the model's robustness and accuracy. Experimental results showed that the improved VGG-16 model had a high accuracy advantage in tobacco leaf maturity recognition tasks, with a test set accuracy of 99.7%, surpassing classical machine learning methods such as BP neural networks, support vector machines, original VGG-16 and VGG-19, AlexNet, and ResNet50. The model comprised 14 721 353 parameters, a model size of 58.9 M, and a single image recognition time of 0.024 9 seconds, demonstrating the advantages of low computational and storage resource requirements and rapid recognition speed. Further visual analysis of the recognition results of tobacco leaf images with different maturities using the Score-CAM algorithm revealed that the central region of the main vein of tobacco leaves served as a primary differentiating feature for tobacco leaves with different maturities across different stalk positions, providing key information for the recognition model, there by clarifying the chemical substance transformation patterns occurring during the maturity process of tobacco leaves from distinct plant sections. The improved VGG-16 deep learning model proposed in this study exhibits high accuracy and efficiency in identifying the maturity of tobacco leaves at different harvesting stages. It is poised to provide precise and effective decision support for tobacco harvesting and production. Future research will focus on exploring alternative feature fusion strategies and network structures to further improve the generalization ability and robustness of tobacco leaf maturity recognition across different production areas and years.

Keywords: tobacco maturity; deep learning; improved VGG-16; transfer learning; image classification

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (32360579); Key Scientific Research Project of Hunan Provincial Department of Education (20A230); Science and Technology Project of Hunan Tobacco Company Hengyang Branch(2021430481240017)

First Author: XIAO Mengyu, E-mail: 253875445@qq.com

* **Correspondence Author:** FAN Wei, E-mail: weifan@hunau.edu.cn