

# 基于 Opt-MobileNetV3 的大豆种子异常籽粒识别研究

陈思羽 朱红媛 王俊发 于 添 王贞旭 刘春山  
(佳木斯大学机械工程学院, 佳木斯 154007)

**摘要:** 针对大豆异常籽粒识别模型参数量过大、计算成本高、准确率较低等问题,提出了一种改进的轻量级神经网络 MobileNetV3 模型,将其层数减少,加快模型的训练和推理速度,增加全连接层和 Softmax 层以增加模型的非线性判别能力以及利于多分类任务的输出,使用全局平均池化代替全局最大池化减少信息丢失,通过添加 Dropout 层以及去掉 MobileNetV3 中 SE Block 注意力机制来增加模型的泛化能力。试验结果表明:将大豆籽粒图像数据经过传统的卷积神经网络 AlexNet、VGG16 与轻量级神经网络 MobilenetV3 训练测试结果进行对比,AlexNet 算法最终平均精度均值 (Mean average precision, mAP) 为 87.3%、VGG16 算法为 87.7%,二者 mAP 相差较小,但两者在训练过程中模型内存占用量及训练时间相差较大,其中 AlexNet 模型内存占用量为 7 070 kB,训练时间为 5 420.59 s,而 VGG16 模型内存占用量为 19 674 kB,训练时间为 8 282.68 s,整体来看 AlexNet 相对更好。通过对轻量级神经网络 MobileNetV3 模型的识别训练,最终模型内存占用量为 32 153 kB,训练时间为 6 298.29 s,mAP 达到 90.6%,相比两个传统算法更高,更适合大豆异常籽粒的分类识别。为了提高训练精度及速度,通过对 MobileNetV3 网络模型结构调整改进,最终优化改进后的 Opt-MobileNetV3 网络模型 mAP 达到 95.7%,相较传统 MobileNetV3 神经网络 mAP 提高 5.1 个百分点,模型内存占用量为 9 317 kB,减小 22 836 kB,同时训练时间节省 696.57 s。优化后的模型实现了模型减小、准确率提高、训练速度加快,可完成大豆异常籽粒识别任务。

**关键词:** 大豆种子; 异常籽粒; MobileNetV3; 籽粒识别

**中图分类号:** S24      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2023)S2-0359-07

## Abnormal Soybean Grains Recognition Based on Opt-MobileNetV3

CHEN Siyu ZHU Hongyuan WANG Junfa YU Tian WANG Zhenxu LIU Chunshan  
(College of Mechanical Engineering, Jiamusi University, Jiamusi 154007, China)

**Abstract:** In response to the problems of excessive parameter quantity, high computational cost, and low accuracy in the recognition model of soybean abnormal seeds, an improved lightweight neural network MobileNetV3 model was proposed, which reduced the number of layers, accelerated the training and inference speed of the model, increased the nonlinear discrimination ability of the model by adding fully connected layers and softmax layers, and facilitated the output of multiple classification tasks, by using global average pooling instead of global maximum pooling to reduce information loss, and increasing the model's generalization ability by adding a Dropout layer and removing the SE Block attention mechanism in MobileNetV3. The experimental results showed that after comparing the soybean seed image data with the traditional convolutional neural networks AlexNet, VGG16, and lightweight neural network MobilenetV3, the AlexNet algorithm's final mean average precision (mAP) was 87.3%, and the VGG16 algorithm's mAP was 87.7%. The difference in mAP between the two was small, but there was a significant difference in model size and training time during the training process, the AlexNet model had a model size of 7 070 kB and a training time of 5 420.59 s, while the VGG16 model had a model size of 19 674 kB and a training time of 8 282.68 s. Overall, AlexNet was relatively better. The recognition and training of the lightweight neural network MobileNetV3 model resulted in a model size of 32 153 kB, a training time of 6 298.29 s, and an mAP of 90.6%, which was higher than that of the two traditional

收稿日期: 2023-06-20    修回日期: 2023-08-30  
**基金项目:** 黑龙江省教育厅基本科研业务费基础研究项目(2022-KYYWF-0589)、黑龙江省自然科学基金联合引导项目(LH2023C059)和国家级大学生创新创业训练计划项目(202210222104)  
**作者简介:** 陈思羽(1980—),女,副教授,博士,主要从事智能测控、农产品产后加工及储藏研究, E-mail: chensiyu516@163.com  
**通信作者:** 王俊发(1958—),男,教授,博士,主要从事农业机械化及自动化研究, E-mail: 20862779@qq.com

algorithms and more suitable for the classification and recognition of abnormal soybean seeds. In order to improve training accuracy and speed, the structure of the MobileNetV3 network model was adjusted and improved. The optimized Opt-MobileNetV3 network model mAP reached 95.7%, which was 5.1 percentage points higher than that of the traditional MobileNetV3 neural network mAP. The model size was 9 317 kB, reduced by 22 836 kB, and training time was saved by 696.57 s. The optimized model achieved reducing model size, improving accuracy, and faster training speed, which can meet the task of identifying abnormal soybean seeds.

**Key words:** soybeans seed; abnormal grains; MobileNetV3; grain recognition

0 引言

大豆作为全球重要的农作物之一,在食品加工、畜牧业<sup>[1]</sup>以及能源产业<sup>[2]</sup>中发挥重要作用。然而,随着大豆产量的不断增加,保障籽粒质量成为了种植者和加工商面临的挑战之一。在大豆种子的质量控制过程中,异常籽粒的存在对于大豆的质量和产量产生了负面影响。异常籽粒包括破损、未成熟、斑点等,与正常籽粒相比存在形状、色泽、大小、纹理等方面的异常或不合格。异常籽粒不仅会导致大豆产量的减少,还会降低其营养价值和市场竞争力。采用自动化检测和筛选异常籽粒,提高大豆品质控制的效率和准确性,减少人工检测和筛选异常籽粒的误判是提高经济效益的必要条件。因此,研发高效、准确的大豆异常籽粒识别方法具有重要意义。

随着农业生产的智能化,机器视觉在农业分类检测上,不仅能保证分类检测的客观性、准确性、一致性及快速性,还能实现农产品的无损检测,提高了农业生产机械化、自动化的水平。卷积神经网络作为深度学习技术的代表,能够准确地提取出图像关键特征,从而可有效完成分类识别任务<sup>[3]</sup>。许景辉等<sup>[4]</sup>针对玉米病害图像识别,提出了一种基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别模型,对玉米健康叶、大斑病叶、锈病叶图像的平均识别准确率为95.33%。苗荣慧等<sup>[5]</sup>为自动准确地检测樱桃番茄果实的成熟度,提出一种改进的轻量化YOLO v7的樱桃番茄果实成熟度检测方法,改进后的YOLO v7模型在测试集下的精确率、召回率和平均精度均值分别为98.6%、98.1%和98.2%。

为促进大豆行业的发展,目前国内学者利用卷积神经网络针对大豆优良籽粒图像筛选分类进行研究<sup>[6]</sup>,陈满等<sup>[7]</sup>针对大豆完整粒、破碎粒、杂质的识别算法进行研究,最终这3类大豆籽粒查准率均达到80%以上,后续刘士坤<sup>[8]</sup>又对深度学习网络算法进行改进,完成了大豆收获过程中的实时监测。林伟<sup>[9]</sup>通过对AlexNet进行改进,模型的训练集及验证集的大豆籽粒识别分类准确度分别为96.8%与

91.56%。虽然对AlexNet进行了改进,但相对于MobileNet等较为先进的轻量级网络,在体积结构复杂程度以及实际应用部署上仍然存在一些不足之处。MobileNet轻量级神经网络近年来国外主要应用于医学检测<sup>[10]</sup>、病变分类<sup>[11]</sup>等研究中,而国内主要针对于缺陷检测<sup>[12]</sup>、叶片病害识别<sup>[13]</sup>、垃圾分类识别<sup>[14]</sup>等研究领域中,目前还未应用在大豆籽粒识别上。因此,针对大豆籽粒分类识别,本文分析采用传统算法训练模型结果并与轻量级神经网络MobilenetV3进行评价对比,得出MobilenetV3轻量级神经网络识别大豆异常籽粒更具有适用性,进而对MobileNetV3轻量级神经网络改进优化使其模型减小、准确率提高、训练速度加快。

1 大豆异常籽粒识别算法

1.1 试验数据与环境

以大豆破碎、未成熟、完整、表皮受损和斑点籽粒作为研究对象,图像分别为1 002、1 127、1 201、1 127、1 058幅,总计5 515幅。将图像数据分为训练集(3 859幅)、验证集(552幅)、测试集(1 104幅)。本试验图像数据来源于Kaggle<sup>[15]</sup>数据分析竞赛平台。图1为5种常见大豆异常籽粒图像。

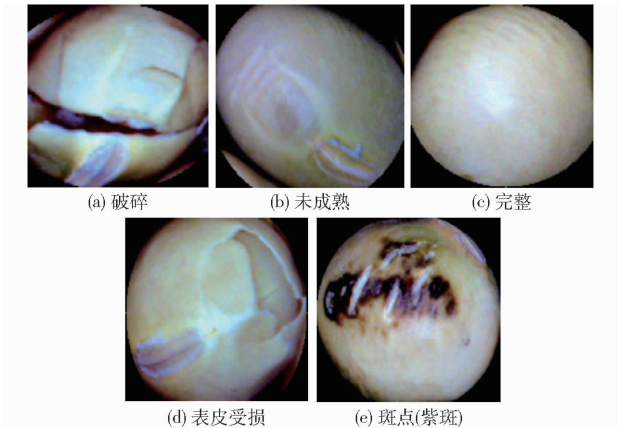


图1 大豆常见异常和正常籽粒

Fig.1 Common abnormal grain of soybean

本文选用TensorFlow为深度学习框架。TensorFlow<sup>[16]</sup>是一个基于数据流编程(Dataflow

programming) 的符号数学系统,被广泛应用于各类机器学习 (Machine learning) 算法的编程,拥有多层级结构,可部署于各类服务器、PC 终端和网页并支持 GPU 和 TPU 高性能数值计算。

编程环境为 Anaconda, Anaconda 是 Continuum Analytics 公司开发的开源 Python 发行版本, Anaconda 通过管理工具包、开发环境、Python 版本,大大简化工作流程,是适用于企业级大数据分析的 Python 工具。其包含了 720 多个数据科学相关的开源包,在数据可视化、机器学习、深度学习等多方面都有涉及。不仅可以进行数据分析,甚至可以用在大数据和人工智能领域。试验环境如表 1 所示。

表 1 试验环境

Tab.1 Experimental environment

| 试验环境   | 属性               |
|--------|------------------|
| 编程语言   | Python 3.8.3     |
| 处理器    | AMD64            |
| 显卡     | T4               |
| 内存     | 32 GB            |
| 操作系统   | Linux            |
| 深度学习框架 | TensorFlow 2.6.0 |
| 编程环境管理 | Anaconda         |

1.2 MobileNetV3 试验结果与分析

在原始的 MobileNetV3 神经网络中减少一层特征层,并在原模型的最后阶段加一个 Softmax 层。经过 200 轮训练后大豆籽粒识别准确率变化曲线如图 2 所示。图 3 为 MobileNetV3 模型混淆矩阵,为后续计算评价指标提供数据。

在机器学习目标检测领域,平均精度均值 (mAP) 是十分重要的衡量指标,用于衡量目标检测算法的性能。为了更好地评价模型在大豆籽粒分类识别上的性能,本试验还采用了召回率 (Recall)、精确率 (Precision)、F1 值等指标对结果进行评价。

通过混淆矩阵计算出 MobileNetV3 模型的大豆籽粒各类评价指标,如表 2 所示。

最终模型对破碎、未成熟、完整、表皮受损、斑点籽粒识别的 mAP 为 90.6%,其中未成熟大豆籽粒识别精确度最高,为 96%,这 5 类大豆籽粒召回率、F1 值的平均值也均达到 90% 左右。

1.3 AlexNet 和 VGG16 算法对比试验

AlexNet 是一个经典的卷积神经网络,最早用于 ImageNet 的分类, AlexNet 由基础的 CNN 模块堆叠而成,通过堆叠的卷积层来获取图像的特征<sup>[17]</sup>。VGG16 是一种深度卷积神经网络模型,在计算机视觉任务中广泛应用,特别是在图像分类和物体识别

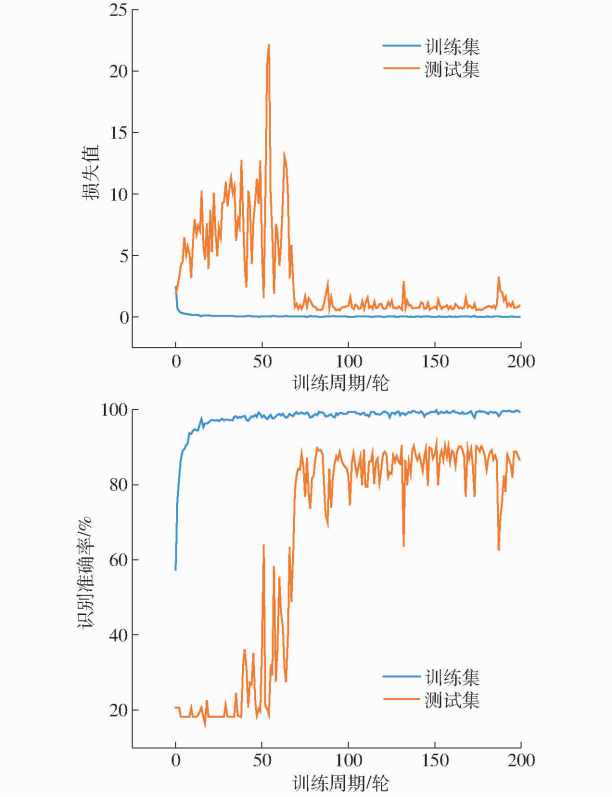


图 2 MobileNetV3 模型准确率和损失值变化曲线  
Fig.2 Accuracy and loss curves of MobileNetV3 mode

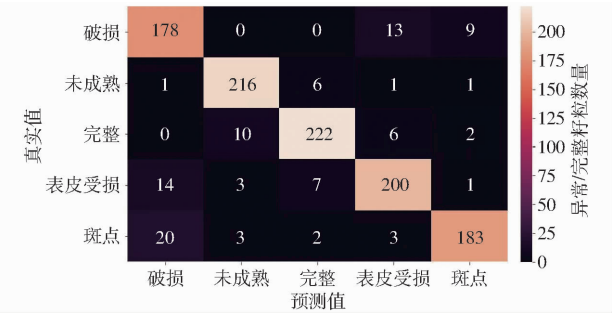


图 3 MobileNetV3 模型混淆矩阵  
Fig.3 Confusion matrix of MbileNetV3 model

表 2 MobileNetV3 模型评价指标

Tab.2 MobileNetV3 model evaluation index

| 籽粒类别 | 精确率  | 召回率  | F1 值 |
|------|------|------|------|
| 破碎   | 89.0 | 83.6 | 86.2 |
| 未成熟  | 96.0 | 93.1 | 94.5 |
| 完整   | 92.5 | 93.7 | 93.1 |
| 表皮受损 | 88.9 | 89.7 | 89.3 |
| 斑点   | 86.7 | 93.4 | 89.9 |
| 平均值  | 90.6 | 90.7 | 90.6 |

方面取得了很好的效果。本文为验证 MobileNetV3 在大豆籽粒识别上的优势,使用 AlexNet 和 VGG16 神经网络进行对比试验。

通过构建 AlexNet、VGG16 模型,对大豆籽粒进行识别训练。模型准确率变化曲线如图 4 所示。

由图 4b 可以看出,VGG16 模型有一定的过拟合

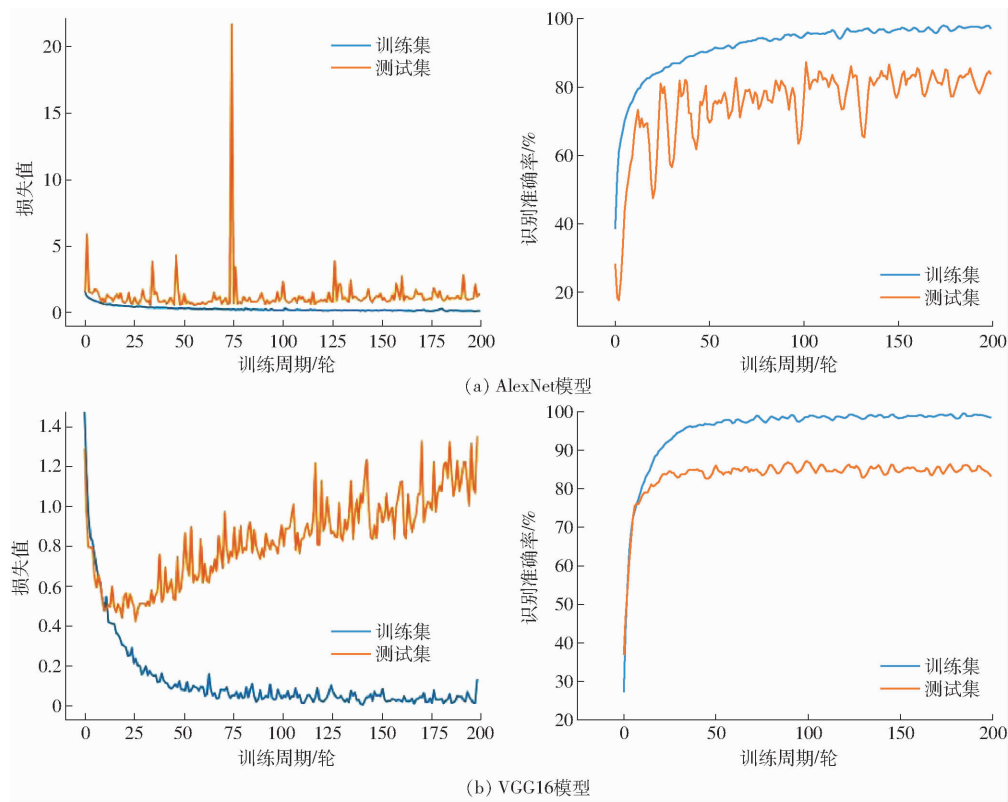


图 4 AlexNet 模型和 VGG16 模型准确率 and 损失值变化曲线  
Fig. 4 Accuracy and loss curves of AlexNet model and VGG16 model

现象,模型一直不收敛,这是由于本身数据像素较低(227 像素×227 像素),VGG 模型中使用了大量的最大池化层,使得特征图减小,丢失的信息较多,且池化层采用的是最大池化层,获取的图像数据背景为黑色(255 像素),最大池化层的使用造成提取的特征大多集中到黑色背景上,出现过拟合现象。

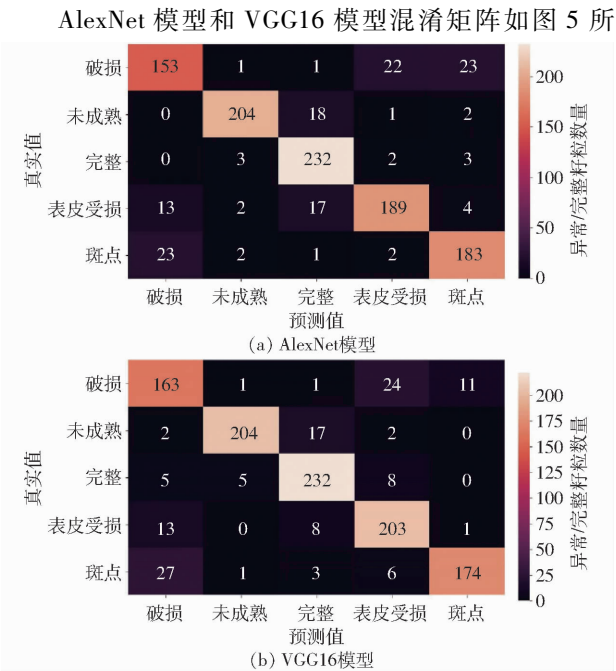


图 5 AlexNet 模型和 VGG16 模型混淆矩阵  
Fig. 5 Confusion matrix of AlexNet model and VGG16 model

示。同样根据混淆矩阵计算 AlexNet 和 VGG16 模型评价结果,如表 3 所示。

| 表 3 AlexNet 与 VGG16 模型的评价指标                     |      |      |      |      |      |      |      |
|-------------------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|
| Tab. 3 AlexNet and VGG16 model evaluation index |      |      |      |      |      |      |      |
| %                                               |      |      |      |      |      |      |      |
| 模型                                              | 评价指标 | 破碎   | 未成熟  | 完整   | 表皮受损 | 斑点   | 平均值  |
| AlexNet                                         | 精确率  | 76.5 | 90.7 | 96.7 | 84.0 | 86.7 | 87.0 |
|                                                 | 召回率  | 81.0 | 96.2 | 86.2 | 87.5 | 85.1 | 87.2 |
|                                                 | F1 值 | 78.7 | 93.4 | 91.1 | 85.7 | 85.9 | 87.0 |
| VGG16                                           | 精确率  | 81.5 | 90.7 | 92.5 | 90.2 | 82.5 | 87.5 |
|                                                 | 召回率  | 77.6 | 96.7 | 88.4 | 83.5 | 93.5 | 87.9 |
|                                                 | F1 值 | 79.5 | 93.6 | 90.4 | 86.7 | 87.7 | 87.6 |

最终结果表明 AlexNet 和 VGG16 模型的 mAP 分别为 87.3%、87.7%。但两者在训练过程中模型内存占用量相差较大,其中 AlexNet 模型内存占用量为 7 070 kB,训练时间为 5 420.59 s,而 VGG16 模型内存占用量为 19 674 kB,训练时间为 8 282.6 s 左右,整体来看 AlexNet 相对更好。而当采用轻量级神经网络 MobileNetV3 模型识别训练时,最终 mAP 可达 90.6%,训练时间为 6 298.29 s,相比 AlexNet 模型和 VGG16 模型平均精确率更高。同时由于 MobileNetV3 采用了深度可分离卷积的结构,能够在减少参数的同时保持较高的准确率,有利于解决大豆不同异常籽粒分类识别中算法模型内存占用量大、训练时间长等问题。



## 2 MobileNetV3 算法改进

### 2.1 数据预处理

本文针对测试集和验证集进行数据归一化,以加速模型收敛、改善模型稳定性、防止某些特征主导模型,并提高模型的可迁移性。对数据训练集进行了数据扩充,通过应用数据增强操作,可以生成具有不同角度、尺度、平移和翻转变化的图像样本,从而增加数据集的多样性和数量,有助于提高模型的鲁棒性和泛化能力,具体代码如图 6 所示。

```
# 对训练做一些特征工程
datagen1 = ImageDataGenerator(
    preprocessing_function=prep_fn,
    shear_range=0.3,
    zoom_range=0.3,
    rotation_range=90,
    width_shift_range=0.3,
    height_shift_range=0.3,
    horizontal_flip=True)
# datagen1 = ImageDataGenerator(rescale=1. / 255, shear_range=0.2,
#                               zoom_range=0.2,
#                               horizontal_flip=True)

datagen2 = ImageDataGenerator(rescale=1. / 255)
datagen3 = ImageDataGenerator(rescale=1. / 255)
```

图 6 数据扩充特征工程代码例图

Fig. 6 Feature engineering code for data expansion

数据扩充方式具体代码功能如下：

- (1) preprocessing\_function = prep\_fn: 在对图像进行其他增强操作之前,预处理函数 prep\_fn 将被应用于每个输入图像。进行的是图像归一化操作。
- (2) shear\_range = 0.3: 随机错切变换的范围为 0.3,这意味着图像可能会在水平和垂直方向上以一定的角度进行错切。
- (3) zoom\_range = 0.3: 随机缩放的范围为 0.3,这意味着图像可能会随机放大或缩小,以创建不同尺度的变体。
- (4) rotation\_range = 90: 随机旋转的范围为 90°,这意味着图像可能会随机旋转一定角度,可以是正向或反向旋转。
- (5) width\_shift\_range = 0.3: 随机水平平移的范围为图像宽度的 30%,这意味着图像可能会在水平方向上随机移动一定距离。
- (6) height\_shift\_range = 0.3: 随机垂直平移的范围为图像高度的 30%,这意味着图像可能会在垂直方向上随机移动一定距离。
- (7) horizontal\_flip = True: 随机水平翻转图像,这意味着图像可能会以 50% 的概率进行水平翻转。

### 2.2 模型结构调整

为保证大豆特殊籽粒的多分类识别以及减少图像数据丢失、增加模型训练速度以及减少过拟合现象等,通过整体结构的尝试分析,最终模型结构的具

体调整如下：

- (1) 增加全连接层和 Softmax 层: 大豆籽粒分类识别需要有效地提取出种子的特征信息,因此在原模型的最后阶段,添加一个 256 维的全连接层增加模型的非线性判别能力,然后接一个 Softmax 层,用于大豆籽粒多分类任务的输出。
- (2) 使用全局平均池化代替全局最大池化: 在原模型中,将池化层的最大池化改为平均池化。平均池化可以减少信息的丢失,相比最大池化更加保留图像的细节信息。
- (3) 使用深度可分离卷积的层数减少: 在模型的每个残差块中,使用深度可分离卷积的层数减少。深度可分离卷积可以在保持较好性能的同时减少计算量。
- (4) 使用 ReLU 激活函数: 在合适的位置增加 ReLU 激活层,增加模型的非线性度,提高模型的表达能力。
- (5) 添加 Dropout 层: 在全连接层之前添加一个 Dropout 层,通过随机丢弃一部分神经元的输出,可以降低模型的过拟合风险,增加模型的泛化能力。

- (6) 去掉注意力机制: 去掉 MobileNetV3 中 SE Block 注意力机制,由于注意力机制引入了额外的计算和参数,通过移除它可以简化模型结构,可以减少模型的复杂性。

### 2.3 改进后 MobileNetV3 试验结果与分析

选用 Adam 优化器根据模型结构和当前参数值来更新参数。通过不断迭代训练,模型可以逐步学习到更好的参数配置,以实现更好的性能表现,最终训练结果如图 7 所示。改进 MobileNetV3 (Opt-MobileNetV3) 的混淆矩阵如图 8 所示。

Opt-MobileNetV3 模型评价指标如表 4 所示。由表 4 可知,改进后的 Opt-MobilenetV3 算法针对大豆破碎、未成熟、完整、表皮受损和斑点籽粒识别的平均精确率为 95.7%、平均召回率达到 95.7%、F1 值达到 95.0%。其中对未成熟籽粒的识别精确率最高,达到 97.8%,较传统 MobilenetV3 模型效果明显提升,其中 mAP 高 5.1 个百分点。

AlexNet、VGG16、MobileNetV3、Opt-MobileNetV3 的训练时间、模型内存占用量以及 mAP 对比结果如表 5 所示。

从表 5 可以看出,在训练时间上 AlexNet 模型所用时间最短,为 5 420.59 s,其次为 Opt-MobileNetV3 模型(5 601.72 s)。同样 AlexNet 模型内存占用量最小,为 7 070 kB,其次为 Opt-MobileNetV3(9 317 kB)模型。针对大豆异常籽粒

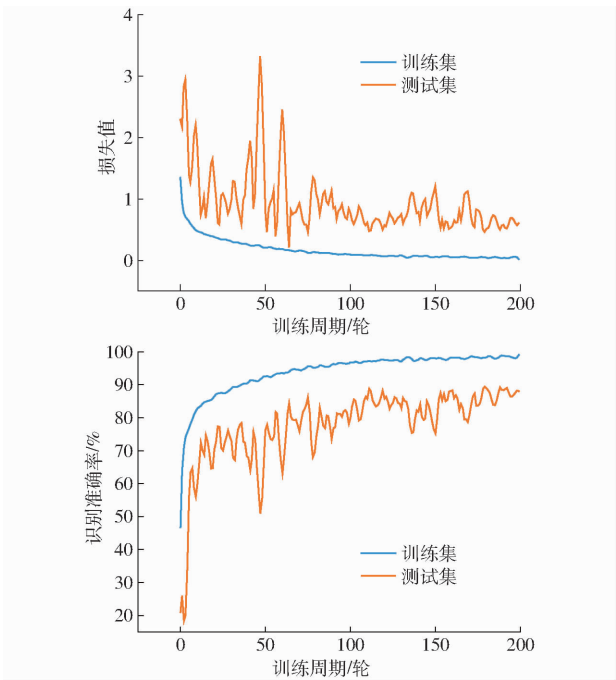


图 7 Opt-MobileNetV3 模型准确率变化曲线  
Fig. 7 Accuracy curves of Opt-MobileNetV3 model



图 8 Opt-MobileNetV3 模型混淆矩阵  
Fig. 8 Confusion matrix of Opt-MobileNetV3 model

| 表 4 Opt-MobileNetV3 模型评价指标 |      |      |      |      |      |      |
|----------------------------|------|------|------|------|------|------|
| 评价指标                       | 破碎   | 未成熟  | 完整   | 表皮受损 | 斑点   | 平均值  |
| 精确率                        | 96.5 | 97.8 | 95.8 | 95.6 | 92.9 | 95.7 |
| 召回率                        | 90.2 | 96.5 | 96.6 | 96.8 | 98.5 | 95.7 |
| F1 值                       | 93.2 | 93.7 | 96.2 | 96.2 | 95.6 | 95.0 |

分类,Opt-MobileNetV3 识别整体 mAP 最高,达到 95.7%。4 个模型对比来看,Opt-MobileNetV3 的训练时间和模型内存占用量仅比 AlexNet 模型多 181.13 s 及 2 247 kB,两者相差很小。但对于大豆

| 表 5 模型对比                    |          |            |       |
|-----------------------------|----------|------------|-------|
| Tab. 5 Comparison of models |          |            |       |
| 模型                          | 训练时间/s   | 模型内存占用量/kB | mAP/% |
| AlexNet                     | 5 420.59 | 7 070      | 87.3  |
| VGG16                       | 8 282.68 | 19 674     | 87.7  |
| MobileNetV3                 | 6 298.29 | 32 153     | 90.6  |
| Opt-MobileNetV3             | 5 601.72 | 9 317      | 95.7  |

异常籽粒识别 mAP,Opt-MobileNetV3 模型比 AlexNet 模型高 8.4 个百分点。整体来看,Opt-MobileNetV3 模型表现最好,且相较于传统 MobileNetV3 模型,具有模型小、训练时间短、平均精确度高的特点。

3 结论

(1)将传统算法 AlexNet、VGG16 和轻量级神经网络 MobileNetV3 对大豆籽粒进行识别训练结果对比,通过轻量级神经网络 MobileNetV3 模型的识别训练最终 mAP 达到 90.6%,相比 AlexNet、VGG16 更高。

(2)对 MobilenetV3 模型结构增加全连接层和 Softmax 层,解决大豆异常籽粒多分类问题;使用全局平均池化代替全局最大池化,解决大豆籽粒图像数据在训练识别过程中图像信息丢失问题;通过减少模型的层数以及深度、可分离卷积的层数减少计算量,加快大豆籽粒识别模型训练和推理速度,同时通过去掉 MobileNetV3 中 SE Block 注意力机制减小了模型的复杂性;在合适的位置增加 ReLU 激活层提高了模型的表达能力。

(3)改进后的 Opt-MobileNetV3 网络模型针对大豆破碎、未成熟、完整、表皮受损、斑点的识别精确率分别为 96.5%、97.8%、95.8%、95.6%、92.9%,相较于传统的 MobileNetV3 模型,识别精确率分别提高 7.5、1.8、3.3、6.7、6.2 个百分点。这 5 类大豆籽粒的 mAP 提高 5.1 个百分点,并且模型内存占用量为 9 317 kB,减小 22 836 kB,同时训练时间节省 696.57 s,达到了模型内存占用量减小、准确率提高、训练速度加快等特点,利于大豆异常籽粒识别算法应用到移动式或嵌入式设备的部署。

参 考 文 献

[1] 张国欣,常臻,宋志刚. 发酵大豆粕对白羽肉鸡生长性能、免疫功能的影响[J/OL]. 饲料工业:1-9[2023-09-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1169.S.20230821.1157.013.html>.  
ZHANG Guoxin, CHANG Zhen, SONG Zhigang. Effects of fermented soybean meal on growth performance and immune function of white feather broilers [J/OL]. Feed Industry: 1-9[2023-09-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1169.S.20230821.1157.013.html>. (in Chinese)

[2] 黄振旭,秦会安,毛海荣,等. 介孔 K<sub>2</sub>CO<sub>3</sub>/SBA-15 固体碱催化大豆油制备生物柴油性能研究[J]. 粮食与油脂,2021,34(2):25-29,37.

HUANG Zhenxu, QIN Huian, MAO Hairong, et al. Preparation of biodiesel from soybean oil catalyzed by mesoporous K<sub>2</sub>CO<sub>3</sub>/SBA-15 solid base[J]. Grain and Oil, 2021,34(2):25–29,37. (in Chinese)

[3] 刘斌,徐皓玮,李承泽,等. 基于快照集成卷积神经网络的苹果叶部病害程度识别[J]. 农业机械学报,2022,53(6):286–294.  
LIU Bin, XU Haowei, LI Chengze, et al. Apple leaf disease degree recognition based on snapshot integrated convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(6):286–294. (in Chinese)

[4] 许景辉,邵明烨,王一琛,等. 基于迁移学习的卷积神经网络玉米病害图像识别[J]. 农业机械学报,2020,51(2):230–236,253.  
XU Jinghui, SHAO Mingye, WANG Yichen, et al. Convolutional neural network based on transfer learning for corn disease image recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 230–236, 253. (in Chinese)

[5] 苗荣慧,李志伟,武锦龙. 基于改进 YOLO v7 的轻量化樱桃番茄成熟度检测方法[J]. 农业机械学报,2023,54(10):225–233.  
MIAO Ronghui, LI Zhiwei, WU Jinlong. Lightweight maturity detection of cherry tomato based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(10):225–233. (in Chinese)

[6] 朱荣胜,闫学慧,陈庆山. 基于图像识别和卷积神经网络的大豆优良籽粒筛选研究[J]. 大豆科学,2020,39(2):189–197.  
ZHU Rongsheng, YAN Xuehui, CHEN Qingshan. Research on the screening of excellent soybean seeds based on image recognition and convolutional neural network[J]. Soybean Science, 2020,39(2): 189–197. (in Chinese)

[7] 陈满,倪有亮,金诚谦,等. 基于机器视觉的大豆机械化收获质量在线监测方法[J]. 农业机械学报,2021,52(1):91–98.  
CHEN Man, NI Youliang, JIN Chengqian, et al. Online monitoring method for soybean mechanized harvesting quality based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(1): 91–98. (in Chinese)

[8] 刘士坤. 基于机器视觉的大豆机收破碎率、含杂率在线检测方法 with 装置[D]. 合肥:安徽农业大学,2022.  
LIU Shikun. Machine vision based online detection method and device for soybean crushing rate and impurity content[D]. Hefei:Anhui Agricultural University, 2022. (in Chinese)

[9] 林伟. 基于机器视觉的大豆质检方法[D]. 镇江:江苏科技大学,2021.  
LIN Wei. Soybean quality inspection method based on machine vision[D]. Zhenjiang: Jiangsu University of Science and Technology,2021. (in Chinese)

[10] Al S M R, SINGH K G, VATSALA A, et al. Detection of pneumonia from chest x-ray images utilizing MobileNet model[J]. Healthcare,2023,11(11):1561.

[11] SAJID M Z, QURESHI I, ABBAS Q, et al. Mobile-HR: an ophthalmologic-based classification system for diagnosis of hypertensive retinopathy using optimized mobileNet architecture[J]. Diagnostics, 2023, 13(8): 1439.

[12] 陈德富. 基于 YOLO v4 的金属工件银面缺陷检测[D]. 桂林:桂林电子科技大学,2022.  
CHEN Defu. Silver surface defect detection of metal workpiece based on YOLO v4[D]. Guilin: Guilin University of Electronic Technology, 2022. (in Chinese)

[13] 黄松. 基于深度学习的移动端玉米叶片病虫害识别技术研究[D]. 武汉:华中农业大学,2022.  
HUANG Song. Research on identification technology of maize leaf diseases and pests based on deep learning[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2022. (in Chinese)

[14] 梁陈烨,张轩雄. 基于改进 MobileNet 网络的多类别垃圾分类算法研究[J/OL]. 电子科技:1–10[2023–03–20]. DOI: 10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2024.04.006.  
LIANG Chenye, ZHANG Xuanxiong. Research on multi category waste sorting algorithm based on improved MobileNet network [J/OL]. Electronic Science and Technology: 1–10[2023–03–20]. DOI:10.16180/j.cnki.issn1007-7820.2024.04.006. (in Chinese)

[15] LIN Wei, FU Youhao, XU Peiquan, et al. Soybean seeds[Z/OL]. Mendeley Data, V5, 2023. doi: 10.17632/v6vzvfszj6.5.

[16] ABADI M, BARHAM P, CHEN J, et al. TensorFlow: a system for large-scale machine learning [J/OL]. USENIX Association,2016. DOI:10.48550/arXiv.1605.08695.

[17] 艾婷,史晋芳,向伟. 改进的 AlexNet 模型在玻壳缺陷检测中的应用[J]. 制造业自动化, 2020, 42(5): 54–56,60.  
AI Ting, SHI Jinfang, XIANG Wei. Application of improved AlexNet model in glass shell defect detection[J]. Manufacturing Automation, 2020, 42(5): 54–56,60. (in Chinese)