

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.09.041

基于多尺度注意力机制和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法

黄海松¹ 陈星燃¹ 韩正功¹ 范青松¹ 朱云伟¹ 胡鹏飞^{2,3}

(1. 贵州大学现代制造技术教育部重点实验室, 贵阳 550025; 2. 贵州装备制造职业学院科研处, 贵阳 551400;
3. 清镇红枫山韵茶场有限公司, 贵阳 551400)

摘要: 相较于人工感官评审法, 基于深度学习和计算机技术进行茶叶嫩芽分级可以降低时间成本并大幅提高精度, 但常用的识别模型存在着冗余计算量多和模型规格大的问题。为此以采摘自贵州红枫山韵茶场的茶叶嫩芽为研究对象, 根据人工经验将茶样划分为3个等级; 在 ShuffleNet-V2 0.5x 基本单元中嵌入多尺度卷积块注意力模块(MCBAM)与多尺度深度捷径(MDS), 提出一种茶叶嫩芽分级模型(ShuffleNet-V2 0.5x-SMAU), 聚焦茶样中有利于分级的特征信息; 以在两个不同源域上预训练后的模型作为教师和学生模型, 提出一种结合双迁移和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法, 借助暗知识的传授进一步增强分级模型分类性能与抵抗过拟合的能力。结果表明, 本文方法能在保证模型轻量性的条件下, 对测试集各级样本的分级准确率达到100%、92.70%、89.89%, 表现出优于采用复杂网络模型的综合性能, 在储存资源有限和硬件水平低的生产场景中应用具有优越性。

关键词: 茶叶嫩芽分级; 注意力机制; 迁移学习; 知识蒸馏

中图分类号: S272.5; TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)09-0399-09 OSID: 

Tea Buds Grading Method Based on Multiscale Attention Mechanism and Knowledge Distillation

HUANG Haisong¹ CHEN Xingran¹ HAN Zhenggong¹ FAN Qingsong¹ ZHU Yunwei¹ HU Pengfei^{2,3}

(1. Key Laboratory of Advanced Manufacturing Technology, Ministry of Education, Guizhou University, Guiyang 550025, China
2. Scientific Research Office, Guizhou Vocational College of Equipment Manufacturing, Guiyang 551400, China
3. Qingzhen Hongfeng Mountain Yun Tea Farm Co., Ltd., Guiyang 551400, China)

Abstract: Compared with the artificial sensory evaluation method, the tea bud grading based on deep learning and computer technology can reduce the time cost and greatly improve the accuracy, but the commonly used recognition model has the problem of large redundant calculation and large model specifications. For this reason, the tea buds picked from the Hongfeng Mountain Yun Tea Farm in Guizhou were used as the research object, and the tea samples were divided into three grades based on the workers' experience. The multiscale convolutional block attention module (MCBAM) and multiscale depth shortcut (MDS) were embedded in the ShuffleNet-V2 0.5x basic unit, a tea bud grading model (ShuffleNet-V2 0.5x-SMAU) was proposed, which focused on the feature information in tea samples that was conducive to grading. The models pre-trained on two different source domains was taken as the teacher and student model. A tea bud grading method was proposed which combined dual migration and knowledge distillation. With the help of dark knowledge, the classification performance of the grading model and the ability to resist over-fitting were further enhanced. The results showed that the classification accuracy of the method can achieve 100%, 92.70% and 89.89% respectively for the three different grade samples in the test set under the condition of ensuring the lightweight of the model, which was better than the comprehensive performance of the complex network model. The application was more advantageous in production scenarios with limited storage resources and low hardware levels.

Key words: tea bud grading; attention mechanism; transfer learning; knowledge distillation

收稿日期: 2021-09-23 修回日期: 2021-10-27
基金项目: 国家自然科学基金项目(51865004、52165063)和贵州省科技计划项目(黔科合支撑[2021]一般445、黔科合支撑[2021]一般172、黔科合支撑[2021]一般397、黔科合支撑[2022]一般165)
作者简介: 黄海松(1977—),女,教授,博士生导师,主要从事智能制造及制造大数据研究,E-mail: hshuang@gzu.edu.cn

0 引言

在茶叶生产过程中,茶叶嫩芽的分级从根本上决定了产品品质,目前主要借助人工感官评审法完成,所得结果易受人为主观性及环境因素影响^[1-2]。如今,计算机视觉技术虽不断与农业工程学科交叉^[3-4],但针对茶叶嫩芽分级问题,国内外学者所开展的研究仍十分有限。许高建等^[5]将采用 VGG-16 进行特征提取的 Faster R-CNN 模型在 COCO 数据集上进行预训练后用于四等级茶叶嫩芽的分级问题,陈妙婷^[6]考虑茶叶采摘时遮挡情况的干扰添加相应的图像样本,利用 YOLO 算法处理改进 PSO-SVM 提取的特征信息实现茶叶嫩芽分级,两者虽均能在较短时间内实现茶叶分级,但准确率不高且所处理的数据需事先利用图像工具进行标注,时间和人工成本较大。高震宇等^[7]为实现茶叶嫩芽分级,基于多层卷积神经网络搭建识别模型,并借助局部连接的训练方式极大加快了收敛速度,但因较为简单的网络结构使其处理复杂特征的能力匮乏,在实际应用中性能难以保证。毛腾跃等^[8]融合 SVM 与特殊角点检测两种方法对四等级茶叶嫩芽进行分级,分级准确率为 94.24%,但多分类器会产生大量计算冗余,加剧设备计算负担。吴正敏等^[9]基于茶叶动态下落过程中所采集到的图像数据,结合随机森林算法和分类算法,利用前者预先选出具有强可分性的复杂特征,经分类算法处理后实现茶叶嫩芽的准确分级,但模型参数量庞大,将加剧设备的计算负担。QIAN 等^[10]将预训练后的 Inception-V3 模型的权重矩阵迁移至自建茶叶嫩芽数据集之上,并利用仿射变换对数据进行增强,最终对三等级茶叶的分级准确率达到了 98%,但模型较大,不利于投入实际应用。XU 等^[11]提出了一种联合电子鼻和计算机视觉技术的茶叶品质鉴定方法,采用 KNN、SVM 等完成识别模型的建模,并通过融合策略对两者信号进行分析,综合两维度的信息实现精准分级,但使用成本较高且环境要求较为严苛。在实际应用中茶叶嫩芽图像采集面临着诸多困难,而上述分级方法普遍存在冗余参数多和模型规格大的缺点,在小规模数据集上易出现模型过拟合现象,严重影响分类性能,且对设备储存和计算能力要求高,难以部署到生产现场中。

综上,本文基于采摘自贵州红枫山韵茶场的茶叶嫩芽自建图像数据集,构建以多尺度注意力单元为核心的分级模型,聚焦强分级特征并从感知野和网络纵深两个层面充分提取茶叶嫩芽图像中的多尺度特征信息;提出一种结合双迁移学习和知识蒸馏

的分级方法,在保证模型轻量高效的前提下,提升抵抗过拟合的能力和分级性能。

1 迁移学习和知识蒸馏

为解决现有方法在小规模茶叶嫩芽数据集上因模型过拟合现象严重影响分级性能,及模型所占内存空间大难以应用到实际生产中的问题,本文在构建一种轻量型分级网络的基础上,提出结合双迁移学习(Transfer learning, TL)和知识蒸馏(Knowledge distillation, KD)的分级方法,进一步提升模型稳健性和分级性能。本文中 TL 从两个源域数据中提取知识并将该部分知识应用于解决茶叶嫩芽分级任务之中。与多任务学习不同,TL 会更加倾向于关注目标任务,而不是同时关注源任务和目标任务^[12]。如图 1 所示,TL 可以在目标任务中高质量训练数据较少的情况下,避免从头开始学习每一项任务,充分利用预训练时的源域信息,将从以往任务中习得的知识迁移至该目标任务之中。KD 则是由多伦多大学的 HINTON 等^[13]提出的一种知识迁移技术,借助混合损失函数的反向传播将教师模型(Teacher module)所习得的先验知识传授给学生模型(Student module),以达到压缩教师模型和增强学生模型性能的目的。

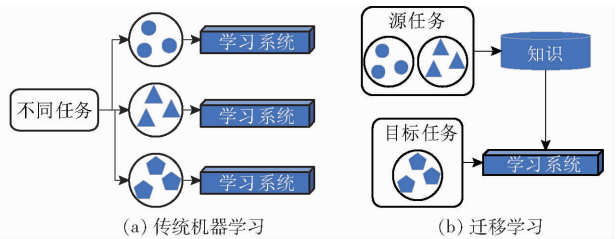


图 1 学习过程示意图

Fig. 1 Learning process diagrams

2 基于多尺度注意力机制和知识蒸馏的方法

2.1 卷积块注意力模块

卷积块注意力模块(Convolutional block attention module, CBAM)由 WOO 等^[14]于 2018 年提出,其借助通道注意力模块(Channel attention module, CAM)和空间注意力模块(Spatial attention module, SAM)推理注意力特征图并与输入特征图相乘,使模型提取出更具区分性的特征,并抑制无关特征,达到自适应优化特征和提高模型性能的目的。CBAM 凭借轻量的特性,可以嵌入到任何卷积神经网络(CNN)结构。

2.1.1 通道注意力模块

CAM 主要关注特征矩阵中有价值的信息,提取分辨性较强的特征。通过对输入特征进行最大池化

(MaxPool)和平均池化(AvgPool)操作压缩空间维度上的特征信息,生成两种不同空间上的特征图,经多层感知器(MLP)处理后逐元素相加,最后通过Sigmoid激活函数进行非线性转换,其结构如图2所示。

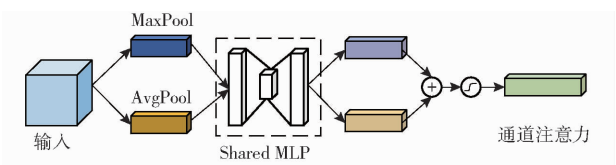


图2 通道注意力模块

Fig.2 Convolutional block attention module

2.1.2 空间注意力模块

SAM 主要关注输入特征矩阵映射的位置信息,是对 CAM 的一种补充。输入特征图在经过沿空间维度的平均池化和最大池化操作后被拼接为一个通道数为 2 的三维空间特征图,后经卷积操作及 Sigmoid 激活函数处理生成空间注意力特征图,其结构如图3所示。

2.2 多尺度卷积块注意力模块

为使模型更加关注茶叶嫩芽图像的感兴趣区域,聚焦有利于分级的重要特征信息并抑制无关特征,本文引入注意力机制对茶叶嫩芽图像中的强分

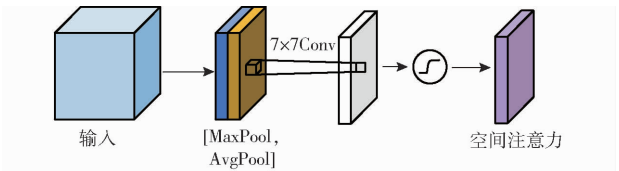


图3 空间注意力模块

Fig.3 Spatial attention module

级特征信息进行提取与处理。由于茶叶嫩芽图像采集较为困难,为在有限的数据集上尽可能地挖掘特征信息,本文提出了一种多尺度空间注意力模块 (Multiscale spatial attention module, MSAM), 并通过与 CAM 结合构建了多尺度卷积块注意力模块 (Multiscale convolutional block attention module, MCBAM),其结构如图4所示。在 MSAM 中用卷积核尺寸为 5×5 和 9×9 所构成的多尺度特征提取卷积层替换原普通卷积层,对经池化操作后的特征进行处理,并利用 1×1 卷积层实现多尺度特征信息的整合,两种不同的感知野较原始固定大小的卷积层更有利于模型提取茶叶图像中的多尺度特征信息^[15]。对 MCBAM 而言,输入特征经 CAM 处理得到加权结果后再经 MSAM 加权得到输出特征图。

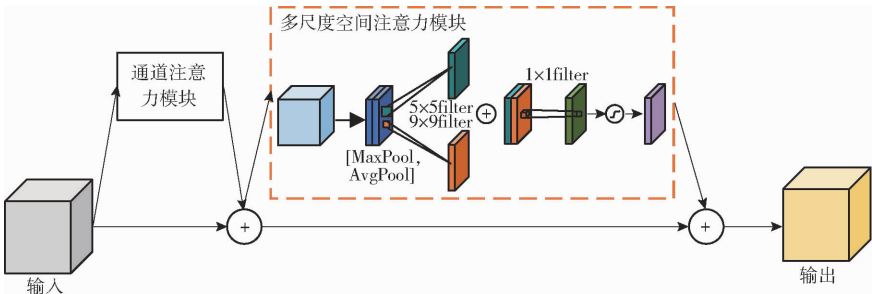


图4 MCBAM 注意力模块

Fig.4 MCBAM attention module

2.3 模型网络设计

ShuffleNet - V2 网络为 MA 等于 2018 年提出的一种轻量级网络,引入了通道拆分(Channel split)、通道清洗(Channel shuffle)以及用保持通道数不变的分支拼接代替逐元素相加等操作,完全符合高效网络结构设计应该遵守的 G1 ~ G4 准则,在计算复杂度和精度上有优异的综合表现。

结合 ShuffleNet - V2 0.5x 基本单元、MCBAM、多尺度深度捷径(Multiscale depth shortcut, MDS)构建 Shuffle 多尺度注意力单元 (Shuffle multiscale attention unit, SMAU),如图5所示。在 ShuffleNet - V2 0.5x 基本单元的 3 组卷积层之后以串联的方式嵌入 MCBAM,对经卷积层处理后的特征信息进行不同大小感知野下多尺度信息的提取及强分级复杂特征信息的增强。通过 MDS(图5中①②③)

将不同网络纵深下的特征信息进行融合,避免信息流传递过程中有效特征信息的损失,提高分级性能。且 MDS 可充当梯度反向流动的高速通道,使梯度不受阻碍的流动,缓解模型退化的问题,增强模型的稳健性^[16],并在 MCBAM、卷积层和整个 SMAU 之间构造成恒等映射,实现 MCBAM 与卷积层间的自适应组合^[17],避免因引入 MCBAM 而引起精度下降。最终使模型聚焦茶叶嫩芽图像中有利于分级的特征,并从感知野大小和网络纵深两个层面提取多尺度特征信息用于分级,充分利用有限的数

据,强化模型处理小规模数据集的能力。基于 ShuffleNet - V2 0.5x 的网络结构,以 SMAU 为核心构建一种融合多尺度注意力机制的轻量级茶叶分级模型 ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU,结构见表1。

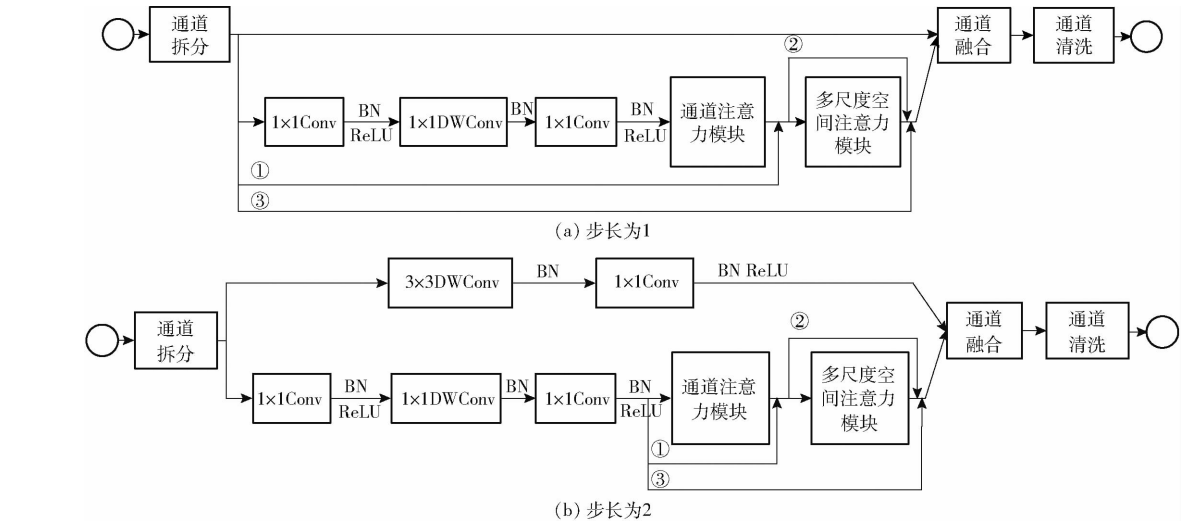


图 5 多尺度注意力单元

Fig. 5 Shuffle multi-scale attention unit

表 1 ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU 网络结构					
Tab. 1 Structure of ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU					
层级	输出特征图尺寸	卷积核尺寸	步长	层级重复次数	输出特征图通道数
输入图像	224 × 224				3
卷积层 1	112 × 112	3 × 3	2	1	24
最大池化层	56 × 56	3 × 3	2	1	24
SMAU 组合层 1	28 × 28		2	1	48
	28 × 28		1	3	48
SMAU 组合层 2	14 × 14		2	1	96
	14 × 14		1	7	96
SMAU 组合层 3	7 × 7		2	1	192
	7 × 7		1	3	192
卷积层 2	7 × 7	1 × 1	1	1	1 024
全局最大池化层	1 × 1	7 × 7			
全连接层					1 000

2.4 结合双迁移学习和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法

本文引入迁移学习以充分利用源域的丰富特征信息,ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU 通过在大规模数据集上的预训练可以增强其在茶叶嫩芽数据集上抵抗模型过拟合的能力,并提高分类性能。结合知识蒸馏技术,提出一种结合双迁移学习和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法,将预训练后的教师模型所习得的暗知识蒸馏到网络结构更简单、参数量更少的 ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU 中,以增强其分类性能和处理小规模数据集的能力。

在茶叶嫩芽分级领域,由于目前尚无公共数据集,故常将 Oxford - 17 flower 和 Oxford - 102 flower 数据集应用于模型的预训练^[10],但综合考虑计算量和时间成本等因素,基于 Oxford - 102 flower 数据集的 50 种花卉图像数据建立 flower - 50 数据集。在 flower - 50 上通过引入 Focal Loss 损失函数对学生模型进行预训练,可减少易分类样本的权重,使模

型更关注难分类的样本^[18]。

结合双迁移学习和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法,训练出能实现不同等级新鲜茶叶嫩芽划分的模型。将在 ImageNet 上预训练后的 Resnet32 以及在 flower - 50 上预训练后的 ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU 的模型参数矩阵迁移至 HF - G3 数据集上,以解决茶叶嫩芽分级问题,在利用该方法训练模型时依次以二者构造教师模型及学生模型。利用该方法进行训练的流程如图 6 所示,设置温度 T 为 10,比例系数 α 为 0.8。利用结合双迁移学习和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法进行模型训练的步骤为:

(1)以像素矩阵的形式将茶叶嫩芽图像信息输入到教师模型中得到对应各等级茶叶的概率分布,并通过逐次除以温度 T 进行平滑处理,后经 softmax 函数得到教师模型的软标签 (Soft labels) q_{SLi} , 计算公式为

$$q_{SLi} = \frac{e^{x_{Ti}/T}}{\sum_{i=1}^n e^{x_{Ti}/T}} \quad (1)$$

式中 x_{Ti} ——教师模型最后一层输出的特征图
 n ——特征图像通道数

(2)将茶叶嫩芽图像信息输入学生模型,并按步骤(1)中温度进行平滑处理,经 softmax 函数得到学生模型的软预测 (Soft predictions) q_{SPi} , 计算公式为

$$q_{SPi} = \frac{e^{x_{Si}/T}}{\sum_{i=1}^n e^{x_{Si}/T}} \quad (2)$$

式中 x_{Si} ——学生模型最后一层输出的特征图

(3)将茶叶嫩芽图像信息输入学生模型,所获概率分布直接由 softmax 函数处理获取学生模型的硬预测 (Hard predictions) q_{HPi} , 计算公式为

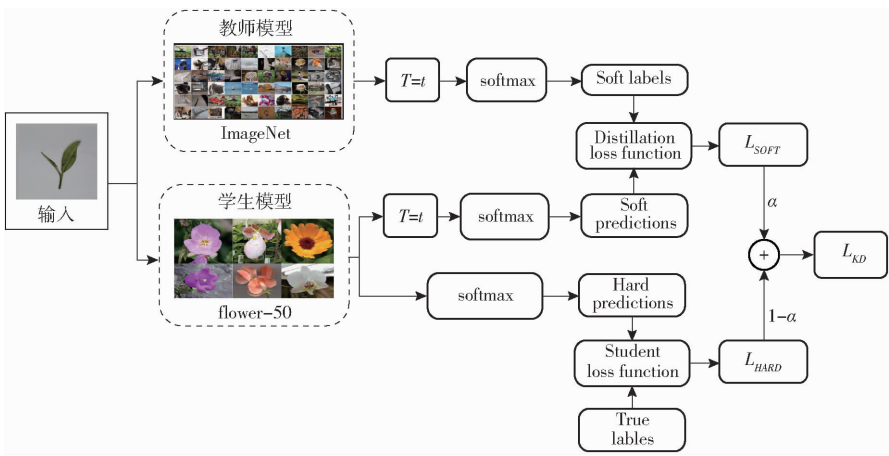


图 6 基于双迁移学习和知识蒸馏的茶叶嫩芽分级方法结构图

Fig. 6 Structure diagram of tea bud grading method based on dual transfer learning and knowledge distillation

$$q_{HPi} = \frac{e^{x_{Si}}}{\sum_{i=1}^n e^{x_{Si}}} \tag{3}$$

(4) 由相对熵损失函数 (Kullback - Leibler Divergence) 对步骤 (1) 中获得的软标签和步骤 (2) 中获得的软预测进行计算得到软损失函数值 L_{SOFT} , 计算公式为

$$L_{SOFT} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^C q_{SLi} \lg q_{SPj} \tag{4}$$

式中 B ——批处理图像数量
 C ——茶叶嫩芽等级数
 q_{SPj} ——学生模型软预测

(5) 由交叉熵损失函数 (Cross entropy) 对步骤 (3) 中获得的硬预测和真实标签 (True lables) 进行计算得到硬损失函数 L_{HARD} , 计算公式为

$$L_{HARD} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^C y_{TRUE} \lg q_{HPj} \tag{5}$$

式中 y_{TRUE} ——真实标签
 q_{HPj} ——学生模型硬预测

(6) 最后通过比例系数 α 调整两损失值的比例后得到混合损失函数 L_{KD} , 计算公式为

$$L_{KD} = (1 - \alpha)L_{HARD} + \alpha T^2 L_{SOFT} \tag{6}$$

其中, L_{KD} 的反向传播是教师模型将暗知识授予学生模型并大幅提高学生模型分类性能的关键。

3 实验结果与分析

3.1 数据处理与实验设置

本文所用茶叶嫩芽图像采集平台由中科微创 ZW - C3600 型工业相机、变焦镜头及 LED 环形补光灯等组成, 如图 7 所示。所拍摄茶叶均采摘于贵州省清镇市红枫山韵茶场, 由茶场工人将原始茶叶嫩芽图像样本分为单芽、一芽一叶、一芽两叶共 3 个等级, 如图 8 所示。选用翻转、平移、旋转

及添加随机噪声 4 种数据增强方式对茶叶图像进行扩容处理, 如图 9 所示。最终获得茶叶嫩芽图像数据共计 2 136 幅, 其中对应 3 种不同等级的茶叶嫩芽各 712 幅, 并按比例 3: 1 将所得数据划分为训练集与测试集, 作为本文实验采用的 HF - G3 图像数据集。

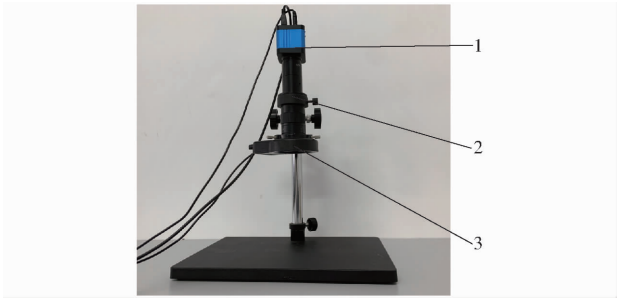


图 7 茶叶嫩芽图像采集平台

Fig. 7 Tea bud image collection platform

1. 中科微创 ZW - C3600 型工业相机 2. 变焦镜头 3. LED 环形补光灯



图 8 HF - G3 数据集中 3 种不同等级茶叶的原始图像
Fig. 8 Three original images of tea at different levels in HF - G3 dataset



图 9 经数据增强后的茶叶图像
Fig. 9 Tea image after data enhancement

本文设置了消融实验和对比实验。在消融实验中, 以准确率变化曲线、茶叶嫩芽分级混淆矩阵等指标对多尺度注意力机制、结合双迁移学习和知识蒸馏的分级方法的合理性与有效性进行验证。在对比实验中, 则是面向其他现有技术, 从模型抗过拟合能力、分级能力、分级均衡性及模型规格 4 个角度对本

文方法在综合性能上的优越性进行论证。

3.2 消融实验结果与分析

为验证本文方法的有效性,依次设置采用本文茶叶分级方法的实验组 A (ShuffleNet-V2 0.5x-SMAU+TL+KD)、基于传统 CBAM 注意力模块的实验组 B (ShuffleNet-V2 0.5x-CBAM+TL+KD)、学生模型未在 flower-50 上进行预训练的实验组 C (ShuffleNet-V2 0.5x-SMAU+KD) 以及未采用知识蒸馏的实验组 D (ShuffleNet-V2 0.5x-SMAU+TL)。在 HF-G3 测试集数据上验证 4 个实验组的分级性能,通过 Origin2019b 绘制各实验组对应的准确率变化曲线,如图 10 所示。为进一步分析针对不

同等级茶叶嫩芽进行分级时性能的差异,绘制各实验组对应的混淆矩阵,如图 11 所示。各级茶叶分级准确率及平均准确率如表 2 所示。

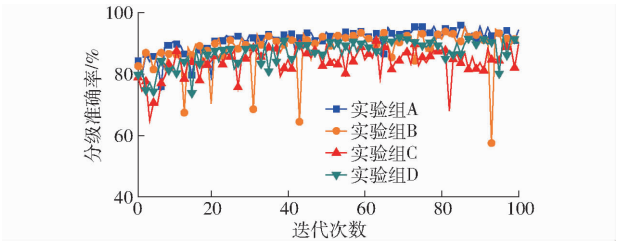


图 10 各消融实验组在测试集上的准确率变化曲线
Fig. 10 Accuracy rate change curves of each ablation experimental group on test set

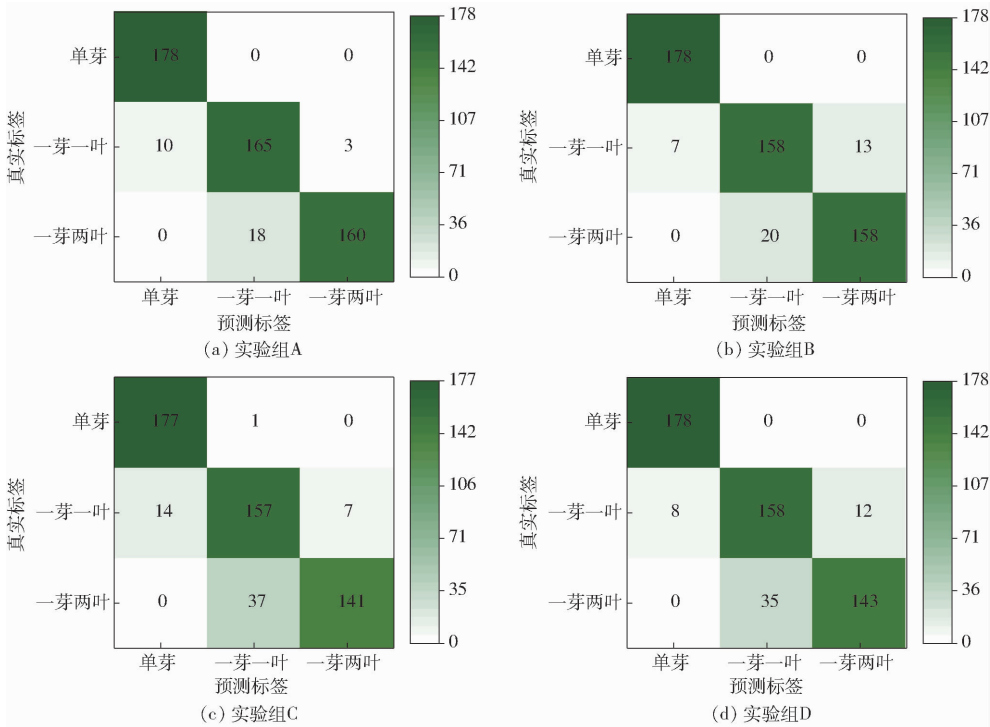


图 11 各消融实验组在测试集上的混淆矩阵

Fig. 11 Confusion matrices of each ablation experiment group on test set

表 2 各消融实验组在测试集上的分级准确率				
Tab.2 Classification accuracy of each ablation experiment group on test set				
experiment group on test set				%
实验组	单芽	一芽一叶	一芽两叶	平均值
A	100	92.70	89.89	94.19
B	100	88.76	88.76	92.51
C	99.44	88.20	79.20	88.95
D	100	88.76	80.33	89.70

从图 10 可知,实验组 A 与实验组 B 准确率分别为 95.88%、95.13%,表现出了近似的分类性能,但后者对应的变化曲线震荡严重,说明 SMAU 相较于传统 CBAM 注意力模块,可以向模型提供更丰富的多尺度特征,并借助 MDS 构建恒等映射,有效缓解模型过拟合现象。对比实验组 A、C,实验组 A 的

分类性能明显优于实验组 C,且实验组 C 出现了明显的过拟合现象,说明实验组 A 中通过学生模型在 flower-50 上的预训练,能在提高模型分类性能的同时,增强模型抵抗过拟合的能力。对比实验组 A、D,前者因以预训练后的 Resnet32 作为教师模型进行知识蒸馏,较实验组 D 的最高分级准确率提高了 3.87 个百分点,并借助教师模型所习得的庞大权重矩阵在一定程度上缓解了过拟合现象,该组对比验证了知识蒸馏的有效性。

由表 2 可知,由于一级茶叶(单芽)区分特征明显,各实验组对其进行划分的准确率都十分理想,而在对另外两等级茶叶(一芽一叶、一芽两叶)的划分中实验组 A 的准确率最高,分别为 92.70%、89.89%。对比实验组 A、B,实验组 A 在一芽一叶

及一芽两叶分级中,准确率较实验组 B 分别提高了 3.94、1.13 个百分点,说明 SMAU 更能使模型聚焦到利于分级的多尺度特征。对比实验组 A、C、D,在对一芽两叶的识别准确率上,实验组 A 比另外两组高 10.68、9.56 个百分点,说明基于双迁移学习和知识蒸馏的茶叶等级分级方法能使模型处理茶叶复杂特征的能力得到显著提升。

在此部分所设置的消融实验中,本文方法对教师模型与学生模型均进行预训练,并将所获取到的权重参数矩阵迁移至茶叶嫩芽分级问题上,借助梯度反向传播将教师模型所习得暗知识向学生模型进行传授,结果表明该方法极大增强了学生模型获取和分析茶叶复杂特征的能力,使分类性能取得大幅提升。且通过相关实验的设置亦证明了 SMAU 较传统 CBAM 在茶叶等级划分问题上的优越性。

3.3 对比实验结果与分析

针对茶叶分级问题,为衡量本文 ShuffleNet-V2

0.5x-SMAU+TL+KD 与其他方法间性能的差异,本部分设置实验从抗过拟合能力、分级能力、分级均衡性、模型规格 4 方面依次对本文模型与 FI-DenseNet^[19]、Alter-Second Model^[15]、ResNet18-Green tea^[20]、AlexNet-Camelia^[21] 在 HF-G3 测试集上的表现进行对比。利用 Origin2019b 绘制各对比实验组的准确率与损失值变化曲线,如图 12 所示。基于图 13 所示的混淆矩阵,计算不同等级茶叶嫩芽的分级准确率及平均准确率,并绘制分级准确率柱状图,如图 14 所示。为从模型规格的角度深度探究对比模型间差异,以计算量、参数量、模型规格为指标制定如图 15 所示的模型比较柱状图。

从茶叶嫩芽分级准确率及损失值变化曲线看,本文的初始准确率最高。与 FI-DenseNet 及 ResNet18-Green tea 进行比较,两者分别基于 DenseNet169 及 ResNet18 搭建,最高分级准确率分

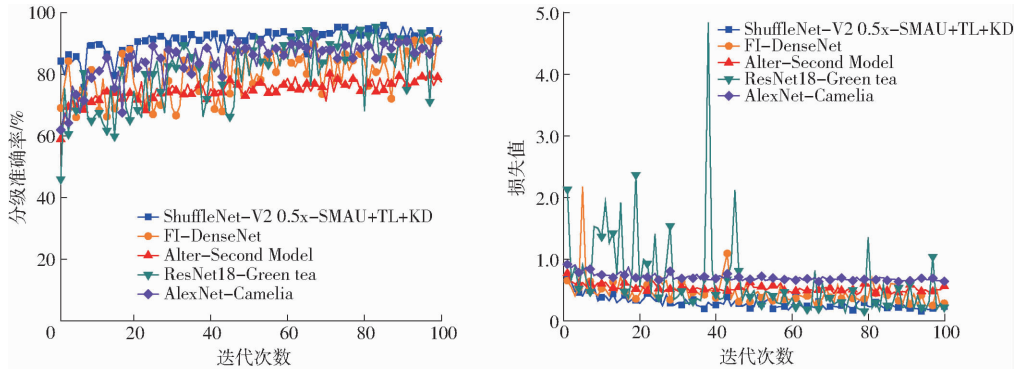


图 12 各对比模型在测试集上的准确率及损失值变化曲线

Fig. 12 Accuracy and loss curves of each comparison model on test set

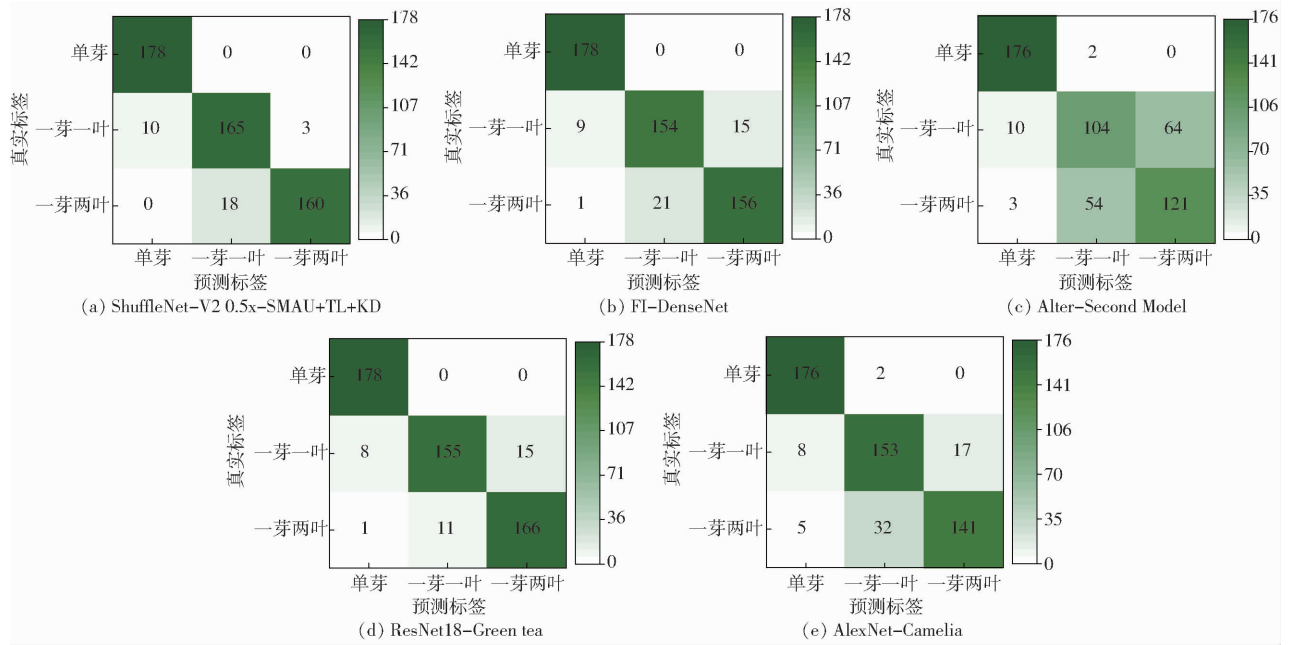


图 13 各对比模型在测试集上的混淆矩阵

Fig. 13 Confusion matrices of each comparison model on test set

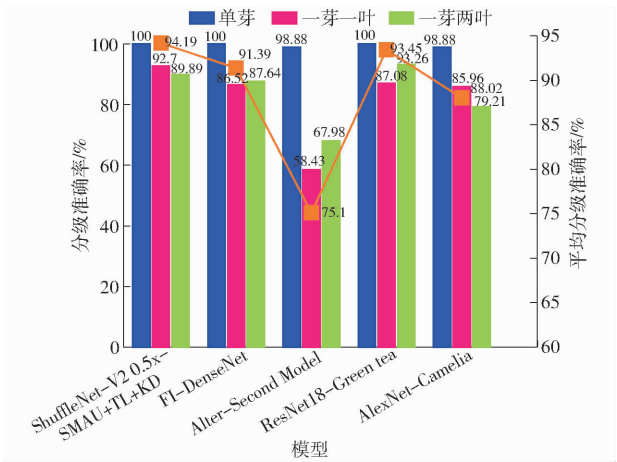


图 14 各对比模型在测试集上的分级准确率
Fig. 14 Classification accuracy of each comparison model on test set

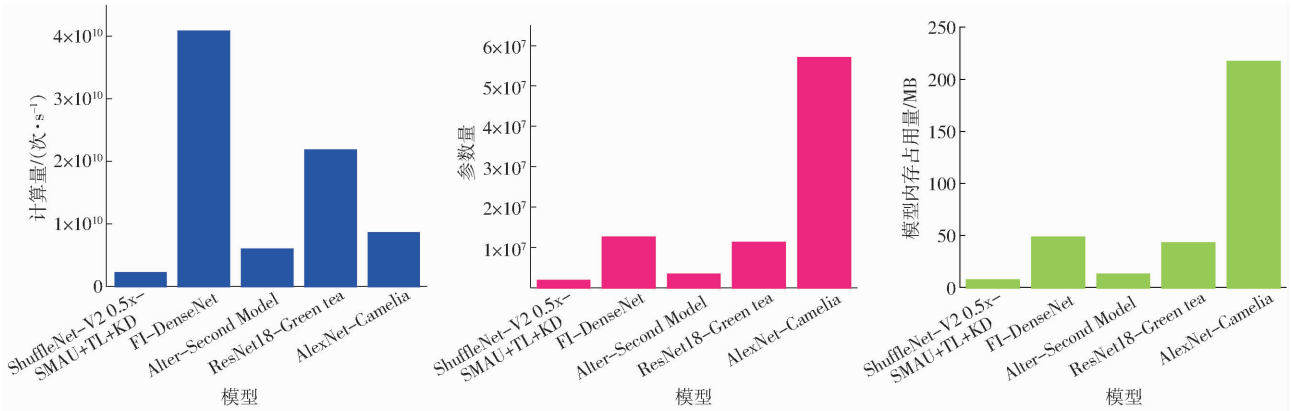


图 15 各对比模型比较
Fig. 15 Comparison charts of each comparison model

曲线仍存在一定幅度的震荡,本文模型不同于 AlexNet - Camelia 只是简单的结合 AlexNet 和迁移学习技术进行特征提取和分析,本文模型是将预训练后的 ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU 和 ResNet32 模型参数迁移至茶叶分级中,并依次作为知识蒸馏中的学生和教师模型,这种方式不但使学生模型的稳健性得到大幅提升,也通过暗知识的传授,使分级性能得到很大程度的增强,使其最高准确率较 AlexNet - Camelia 上升了 2.06 个百分点,收敛时损失值自 0.626 7 下降至 0.150 7。

从对不同等级茶叶嫩芽的分级准确率及平均准确率看,本文凭借 MCBAM 与 MDS,从不同感知野和网络深度聚焦多尺度特征信息,且通过结合迁移学习与知识蒸馏,充分利用在源域中所得的权重矩阵,在避免模型过拟合的情况下兼具了优异的茶叶分级能力,对一芽一叶的划分准确率达到 92.70%,较其他方法分别提高了 6.18、34.27、5.62、6.74 个百分点。在一芽两叶分级问题上,ResNet18 - Green tea 虽凭借其复杂的网络结构表现出了最高的分类准确率,但本文模型的分

别为 91.57%、95.51%,与本文模型最高准确率 94.94% 具有相似的分类性能,但进一步观察变化曲线,可看出后两者震荡剧烈,出现了所有模型中最为严重的过拟合现象,说明基于复杂网络模型的方法并不适用于解决小规模茶叶等级划分问题。与 Alter - Second Model 对比,本文模型中的 SMAU 使模型不只限于感知野下的多尺度特征,还能挖掘不同深度下的多尺度特征,同时在注意力机制作用下,对有利于分级的特征进行增强,在同样拥有极强抵抗过拟合能力的条件下最高准确率较 Alter - Second Model 上升了 14.34 个百分点,收敛时损失值自 0.415 1 下降至 0.150 7。AlexNet - Camelia 采用了迁移学习的方法,表现出了一定的抵抗模型过拟合的能力,损失值曲线收敛迅速,震荡微弱,但准确率

级精度较其余对比实验组仍上升显著,且在平均准确率上本文模型的准确率为 94.19%,优于其余模型的分级均衡性。

从模型规格看,除 Alter - Second Model 以外,本文模型无论是在计算量、参数量还是模型内存占用量上都较其余模型小一个量级,表现出了最高的效率和最佳的轻量化。进一步观察,Alter - Second Model 利用深度可分离卷积在很大程度上减小了模型的规格,使其计算量和参数量在与本文模型保持同一量级。AlexNet - Camelia 虽然拥有较少的计算量,但因采用微调的迁移学习方式冻结了大量的权重,使模型仍有庞大的参数量和计算冗余。本文模型与 ResNet18 - Green tea 比较,计算量、参数量及内存占用量 3 项指标仅为后者的 10.17%、16.4%、16.73%,由此得知本文模型在轻量化上远优于 ResNet18 - Green tea。

综上所述,本文提出的茶叶嫩芽分级方法,能在确保模型轻量化的前提下从感知野和网络深度两个层面对茶叶图像的多尺度特征信息进行聚焦,并借助结合双迁移学习和知识蒸馏的方法,使

模型在处理小规模茶叶嫩芽数据集时,不仅拥有极强的抗过拟合能力和分类性能,还同时拥有所有对比模型中最少的计算冗余参数和最小的模型规格,对设备要求最低,更易部署到茶叶嫩芽分级实际场景中,展现出了所有对比模型中最佳的综合能力。

4 结束语

本文将 MCBAM 嵌入 ShuffleNet - V2 0.5x 网络的基本单元中,并通过引入 MDS 构建了一种轻量型茶叶嫩芽分级模型 ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU。在利用本文方法进行茶叶嫩芽分级时,将在两个大

型数据集上预训练后的 ResNet32、ShuffleNet - V2 0.5x - SMAU 依次作为教师模型与学生模型。在自建茶叶嫩芽图像数据集 HF - G3 上设置了 2 组实验:在消融实验中,依次对 SMAU、本文方法的合理性及优越性进行了充分论证;在与 FI - DenseNet、Alter - Second Model、ResNet18 - Green tea、AlexNet - Camelia 对比实验中,本文方法对单芽、一芽一叶、一芽两叶的分级准确率为 100%、92.70%、89.89%,平均准确率为 94.19%,计算量为 2.2196×10^9 ,参数量为 1.8269×10^6 ,模型内存占用量为 7.13 MB,在抗过拟合能力、分级能力、分级均衡性、模型规格上表现出了最优异的综合性能。

参 考 文 献

[1] 刘鹏,吴瑞梅,杨普香,等. 基于计算机视觉技术的茶叶品质随机森林感官评价方法研究[J]. 光谱学与光谱分析,2019,39(1):193 - 198.
LIU Peng, WU Ruimei, YANG Puxiang, et al. Research on random forest sensory evaluation method of tea quality based on computer vision technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019, 39(1):193 - 198. (in Chinese)

[2] 汪建,杜世平,王开明. 茶叶的计算机识别应用研究[J]. 安徽农业科学,2006(10):2139 - 2140.
WANG Jian, DU Shiping, WANG Kaiming. Research on application of computer vision in the identification of tea[J]. Anhui Agricultural Sciences, 2006(10):2139 - 2140. (in Chinese)

[3] 张富贵,付静,孟辉,等. 基于 SIFT 算法的无人机烟株图像快速拼接方法[J]. 贵州大学学报(自然科学版),2019,36(3):62 - 68.
ZHANG Fugui, FU Jing, MENG Hui, et al. The rapid stitching method of tobacco images obtained by UAV based on SIFT algorithm[J]. Journal of Guizhou University(Natural Sciences), 2019,36(3):62 - 68. (in Chinese)

[4] 刘子恒,敏乾,李海翼. 数字图像技术在苦菜叶绿素含量测量中的应用[J]. 贵州大学学报(自然科学版),2017,34(6):11 - 13,38.
LIU Ziheng, MIN Qian, LI Haiyi. Application of digital image technology in the measurement of chlorophyll content of bitter cabbage[J]. Journal of Guizhou University(Natural Sciences), 2017,34(6):11 - 13,38. (in Chinese)

[5] 许高建,张蕴,赖小姝. 基于 Faster R - CNN 深度网络的茶叶嫩芽图像识别方法[J]. 光电子·激光,2020,31(11):1131 - 1139.
XU Gaojian, ZHANG Yun, LAI Xiaoyi. Recognition approaches of tea bud image based on Faster R - CNN depth network[J]. Optoelectronics·Laser, 2020, 31(11):1131 - 1139. (in Chinese)

[6] 陈妙婷. 基于计算机视觉的名优茶嫩芽识别与定位[D]. 青岛:青岛科技大学,2019.
CHEN Miaoting. Recognition and location of famous tea buds based on computer vision[D]. Qingdao: Qingdao University of Science and Technology, 2019. (in Chinese)

[7] 高震宇,王安,刘勇,等. 基于卷积神经网络的鲜茶叶智能分选系统研究[J]. 农业机械学报,2017,48(7):53 - 58.
GAO Zhenyu, WANG An, LIU Yong, et al. Intelligent fresh-tea-leaves sorting system research based on convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7):53 - 58. (in Chinese)

[8] 毛腾跃,黄印,文晓国,等. 基于多特征与多分类器的鲜茶叶分类研究[J]. 中国农机化学报,2020,41(12):75 - 83.
MAO Tengyue, HUANG Yin, WEN Xiaoguo, et al. Research on classification of fresh tea based on multiple features and multiple classifiers[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2020, 41(12):75 - 83. (in Chinese)

[9] 吴正敏,曹成茂,王二锐,等. 基于形态特征参数的茶叶精选方法[J]. 农业工程学报,2019,35(11):315 - 321.
WU Zhengmin, CAO Chengmao, WANG Errui, et al. Tea selection method based on morphological characteristic parameters[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(11):315 - 321. (in Chinese)

[10] QIAN Y, LI G, LIN X, et al. Fresh tea leaves classification using Inception - V3[C]//2nd IEEE International Conference on Information Communication and Signal Processing. IEEE, 2019:415 - 419.

[11] XU M, WANG J, GU S. Rapid identification of tea quality by E-nose and computer vision combining with a synergetic data fusion strategy[J]. Journal of Food Engineering,2019,241:10 - 17.

[12] PAN S J, YANG Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2010,22(10):1345 - 1359.

[13] HINTON G, VINYALS O, DEAN J. Distilling the knowledge in a neural network[J]. Computer Science, 2015, 14(7):38 - 39.

- ZHANG Hongjuan, QUAN Long, LI Bin. Comparative study on energy efficiency of the electro-hydraulic control system in injection molding machine[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(8): 180–187. (in Chinese)
- [18] 柯良, 惠相君, 王卫东. 变频泵控液压调速系统建模与仿真[J]. 液压与气动, 2014, 38(11): 53–58.
KE Liang, HUI Xiangjun, WANG Weidong. Modeling and simulation of variable frequency pump control hydraulic speed governing system[J]. Chinese Hydraulics & Pneumatics, 2014, 38(11): 53–58. (in Chinese)
- [19] 田晴晴, 谷立臣, 贾永峰. 伺服电机驱动定量泵液压源系统的恒功率特性[J]. 机械设计与研究, 2014, 30(3): 116–120.
TIAN Qingqing, GU Lichen, JIA Yongfeng. Study on constant power characteristics of hydraulic source system driven by servo motor fixed-displacement pump[J]. Machine Design and Research, 2014, 30(3): 116–120. (in Chinese)
- [20] 王成宾. 伺服变量泵和泵控差动缸系统理论分析及静动态特性研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2014.
WANG Chengbin. Theoretical analysis and static and dynamic characteristics study on servo variable piston pump and pump-controlled differential cylinder system[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [21] TASNER T, LES K, TIC V, et al. Energy efficiency of different electrohydraulic drives [C] // Proceedings of the 9th International Fluid Power Conference, 2014: 14–25.
- [22] 权龙, 李凤兰, 王祥. 伺服电机定量泵驱动差动液压缸系统效率的研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(8): 93–98.
QUAN Long, LI Fenglan, WANG Xiang. Study on the efficiency of differential cylinder system driven with servo motor and constant pump[J]. Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering, 2006, 26(8): 93–98. (in Chinese)
- [23] 李会妨, 权龙, 郝云晓, 等. 电比例斜盘式恒压柱塞泵的联合仿真与特性研究[J]. 液压与气动, 2019, 43(9): 1–7.
LI Huifang, QUAN Long, HAO Yunxiao, et al. Co-simulation and characteristics of proportional constant pressure swashplate piston pump[J]. Chinese Hydraulic & Pneumatics, 2019, 43(9): 1–7. (in Chinese)
- [24] 闫政, 权龙, 张晓刚. 电液比例变量泵动态特性仿真与试验[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 380–387.
YAN Zheng, QUAN Long, ZHANG Xiaogang. Simulation and experimental research on dynamic characteristics of electro-hydraulic proportional variable pump[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 380–387. (in Chinese)
- [25] 刘彬, 闫政, 葛磊, 等. 小型液压挖掘机电驱动动力源特性研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(11): 387–393.
LIU Bin, YAN Zheng, GE Lei, et al. Electric drive hydraulic power source characteristics of small hydraulic excavator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(11): 387–393. (in Chinese)
- [26] XIA Lianpeng, QUAN Long, GE Lei, et al. Energy efficiency analysis of integrated drive and energy recuperation system for hydraulic excavator boom[J]. Energy Conversion and Management, 2018, 156: 680–687.

(上接第 407 页)

- [14] WOO S, PARK J, LEE J, et al. CBAM: convolutional block attention module [C] // European Conference on Computer Vision. ECCV, 2018: 3–19.
- [15] HU G, YANG X, ZHANG Y, et al. Identification of tea leaf diseases by using an improved deep convolutional neural network [J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2019, 24(100353): 1–8.
- [16] HU Y, HUBER A, ANUMULA J, et al. Overcoming the vanishing gradient problem in plain recurrent networks [J]. Computer Science, 2018, 18: 20–32.
- [17] 徐岩, 李晓振, 吴作宏, 等. 基于残差注意力网络的马铃薯叶部病害识别[J]. 山东科技大学学报(自然科学版), 2021, 40(2): 76–83.
XU Yan, LI Xiaozhen, WU Zuohong, et al. Potato leaf disease recognition via residual attention network [J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2021, 40(2): 76–83. (in Chinese)
- [18] 杨其睿. 基于改进的 DenseNet 深度网络火灾图像识别算法[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(2): 258–263.
YANG Qirui. Fire image recognition algorithm based on improved DenseNet network [J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(2): 258–263. (in Chinese)
- [19] 吴云志, 刘翱宇, 朱小宁, 等. 一种植物病害图像识别卷积网络架构[J]. 安徽农业大学学报, 2021, 48(1): 150–156.
WU Yunzhi, LIU Aoyu, ZHU Xiaoning, et al. A convolutional network for plant disease image recognition (FI-DenseNet) [J]. Journal of Anhui Agricultural University, 2021, 48(1): 150–156. (in Chinese)
- [20] 张怡, 赵珠蒙, 王校常, 等. 基于 ResNet 卷积神经网络的绿茶种类识别模型构建[J]. 茶叶科学, 2021, 41(2): 261–271.
ZHANG Yi, ZHAO Zhumeng, WANG Xiaochang, et al. Construction of green tea recognition model based on ResNet convolutional neural network [J]. Journal of Tea Science, 2021, 41(2): 261–271. (in Chinese)
- [21] 龙满生, 欧阳春娟, 刘欢, 等. 基于卷积神经网络与迁移学习的油茶病害图像识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 194–201.
LONG Mansheng, OUYANG Chunjuan, LIU Huan, et al. Image recognition of camellia disease based on convolutional neural network and transfer learning [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 194–201. (in Chinese)