

引用格式:

葛炳钢, 张旭雯, 刘岁, 杨亚, 周铁军, 傅冬和. 基于轻量级神经网络 MobileNetV3-large 的黄茶闷黄程度判别[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(1): 91-99.

GE B G, ZHANG X W, LIU S, YANG Y, ZHOU T J, FU D H. Identification of yellowing degree of yellow tea based on lightweight neural network MobileNetV3-large[J]. Journal of Hunan Agricultural University(Natural Sciences), 2024, 50(1): 91-99.

投稿网址: <http://xb.hunau.edu.cn>



基于轻量级神经网络 MobileNetV3-large 的 黄茶闷黄程度判别

葛炳钢^{1,2}, 张旭雯^{1,2}, 刘岁^{1,2}, 杨亚^{1,2}, 周铁军⁴, 傅冬和^{1,2,3*}

(1.茶学教育部重点实验室, 湖南 长沙 410128; 2.国家植物功能成分利用工程技术研究中心, 湖南 长沙 410128; 3.植物功能成分利用省部(教育部)共建协同创新中心, 湖南 长沙 410128; 4.湖南农业大学信息与智能科学技术学院, 湖南 长沙 410128)

摘要: 以碧香早品种为材料, 通过相机采集不同闷黄时长下的闷黄叶图像共 675 张, 建立了 3 种闷黄程度的黄茶样本数据集, 采用位置变换、随机亮度、增加对比度、添加噪声、随机缩放操作对闷黄叶图像集进行数据增强, 运用迁移学习方法, 在 ImageNet 数据集取得 MobileNetV3-Large 的预训练模型, 对迁移网络的所有权重信息进行训练, 最终建立了针对黄茶闷黄程度的轻量级卷积神经网络 MobileNetV3-Large 识别模型, 并利用 Grad-CAM 热力图可视化和置信分数监控黄茶品质的变化。结果表明: 经训练后的 MobileNetV3-Large 模型测试的识别准确率达到 98.51%, 精确率为 99.10%, 召回率为 98.93%, 加权分数为 98.20%; MobileNetV3-Large 模型的识别准确率高于传统机器学习模型 SVM、XGBoost 和 KNN; 通过 Grad-CAM 热力图可视化显示, MobileNetV3-Large 模型在不同的识别场景下能够准确定位并提取闷黄叶特征, 准确地识别闷黄程度。可见, MobileNetV3-Large 模型有较好的泛化性, 可以快速、无损地识别黄茶的闷黄程度。

关键词: 黄茶; 闷黄程度识别; 卷积神经网络; 迁移学习

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1007-1032(2024)01-0091-09

Identification of yellowing degree of yellow tea based on lightweight neural network MobileNetV3-large

GE Binggang^{1,2}, ZHANG Xuwen^{1,2}, LIU Sui^{1,2}, YANG Ya^{1,2}, ZHOU Tiejun⁴, FU Donghe^{1,2,3*}

(1.Key Lab of Tea Science of Ministry of Education, Changsha, Hunan 410128, China; 2.National Research Center of Engineering and Technology for Utilization of Botanical Functional Ingredients, Changsha, Hunan 410128, China; 3.Co-Innovation Center for Provincial-Ministry(Education Ministry) for Utilization of Botanical Functional Ingredients, Changsha, Hunan 410128, China; 4.College of Information and Intelligence, Hunan Agricultural University, Changsha, Hunan 410128, China)

Abstract: In this study, three dataset of yellow tea sample data were collected from a total of 675 Bixiangzao variety tea images of yellowing leaves at different stage. Position transformation, random brightness, increasing contrast, adding noise, and random scaling operations were used to enhance the data. The pre-training model of MobileNetV3-Large was

收稿日期: 2023-05-08

修回日期: 2024-01-29

基金项目: 湖南省创新型省份建设专项(2021NK1020); 国家“十四五”重点研发计划项目(2022YFD2101102); 湖南省科技重点研发项目(2018NK2035); 湖南农业大学研究生科研创新项目(2022XC064)

作者简介: 葛炳钢(1996—), 男, 湖南岳阳人, 硕士研究生, 主要从事茶叶加工理论与新技术研究, snail_gbg@163.com; *通信作者, 傅冬和, 博士, 教授, 主要从事茶叶加工与品质研究, 40086713@qq.com

obtained from the ImageNet data sets using transfer learning method, and ownership weight information of the network was transferred for training, then the lightweight convolutional neural network MobileNetV3-Large recognition model for yellowing degree of yellow tea was established. Grad-CAM(Gradient-weighted class activation mapping) heat map visualization and confidence scores were used to monitor the changes in yellow tea quality. The results of using the model to estimate the teas showed that the trained MobileNetV3-Large model achieves recognition accuracy of 98.51%, precision of 99.10%, recall of 98.93% and F1-score of 98.20%. The recognition accuracy of MobileNetV3-Large model was higher than the traditional machine learning models SVM(Support vector machine), XGBoost(eXtreme gradient boosting) and KNN(K-Nearest neighbors). As visualized by Grad-CAM heat map, the MobileNetV3-Large model was able to accurately locate and extract yellowing leaf features in different recognition scenarios, and accurately identify the yellowing degree. In conclusion, the MobileNetV3-Large model had better generalization and could rapidly and nondestructively identify the yellowing degree of yellow tea.

Keywords: yellow tea; identification of yellowing degree; convolutional neural network; transfer learning

黄茶属轻发酵茶^[1], 具有“黄汤黄叶”、滋味甘醇等^[2]特点, 有辅助降血糖^[3-4]、调节胃肠道菌群^[5]、润肺^[6]、养颜及抗衰老^[7-8]等功效。闷黄是形成黄茶独特品质的关键工序^[9], 但闷黄不足或过度都会影响黄茶品质。目前, 技术人员根据闷黄叶的颜色和香气变化来判断闷黄程度, 其准确度易受技术人员经验及外界因素的影响, 导致茶叶品质不稳定。

随着计算机和信息技术的迅速发展, 机器视觉技术已经广泛应用于蛋类^[10]、肉制品^[11]、果蔬^[12-14]等农产品品质无损检测和分级。目前, 该技术在国内外茶叶品质无损检测和分级应用中也越来越普遍。传统的图像处理方法一般是通过人工提取样本图像中的颜色、纹理和形态等特征^[15-18]来构建茶叶品质的预测模型。李晓梅^[19]基于颜色特征, 结合 Fisher 和 SVM 算法建立黄茶闷黄程度判别模型, 其预测集的平均正确率分别为 76.66% 和 90.00%。传统图像处理方法可以达到较好的识别效果, 但需要人工提取样本图像的目标特征, 模型的表达能力、泛化能力和效率^[10]仍需进一步加强。

近年来, 人工智能和深度学习算法的不断发展为茶叶智能化加工的品质无损检测研究提供了新思路。卷积神经网络(CNN)是深度学习的主要研究内容之一。CNN 已被用于茶鲜叶的分选^[20]、不同种类绿茶的分类^[21]、红茶萎凋叶含水量的预测^[22]以及茶树病虫害的识别^[23-24]等领域。CNN 具有更好的泛化能力和预测精度^[22], 基于图像显著性分析和 CNN 的识别模型, 具有良好的鲁棒性^[23]。但目

前关于 CNN 在黄茶加工关键工序闷黄中的应用鲜有研究。鉴于此, 本研究以不同闷黄时长下的样品为对象, 基于轻量级卷积神经网络 MobileNetV3-Large, 构建黄茶闷黄程度识别模型, 利用 Grad-CAM 热力图可视化和置信分数监控黄茶品质的变化, 旨在为黄茶闷黄程度的快速、无损识别提供新思路。

1 材料与方法

1.1 图像的采集与预处理

1.1.1 茶样的制备

2022年4月中旬在湖南省农业科学院高桥科研基地采集碧香早品种一芽二叶茶叶。参照文献^[25]和 GB/T 39592—2020 标准并结合预试验结果确定黄茶工艺流程和参数: 鲜叶摊放厚度为 4 cm, 自然摊放 5 h; 滚筒 285 °C 杀青 3.5 min; 降温至(45±2) °C 闷黄, 空气相对湿度(70±3)%, 闷堆厚度 8~10 cm。按轻→重→轻加压揉捻约 10 min, 要求茶叶基本成条, 不出茶汁; 100 °C 小火至八成干; 摊晾 30 min; 75 °C 足火烘至手捏茎叶呈粉末状, 制备成干茶样供感官审评。参照 GB/T 23776—2018《茶叶感官审评方法》进行感官审评与评分。

闷黄过程中取样, 以杀青叶作为黄茶闷黄起点, 闷黄时间为 0 h。为提高识别模型的泛化性, 将闷黄周期延长至 14 h, 使样品经历不同闷黄阶段(轻度闷黄、适度闷黄、偏重闷黄)。每隔 1 h 在闷堆取样 1 次, 取样拍摄后按余下工序加工。3 次重复,

共 45 个茶样。

1.1.2 图像采集

图像采集系统由数码单反相机、光源和样品池等组成。相机参数设置：感光度为 100，曝光时间为 1/50 s，图像大小为 4 176 pix×2 784 pix，光圈为 5.6，操作模式为手动。光源分布在采集箱上部左右两侧，采集箱内壁用黑布包裹^[26]，防止样本图像反光。样品池直径 85 mm、高 85 mm，用蓝色无纺布包裹。每个样品随机采集 15 张闷黄叶图像，共采集 675 张闷黄叶图像。

1.1.3 图像预处理

在保持闷黄叶图像特征信息不受影响的情况下，为减少无用信息，提高处理速度，在原图中心裁剪 1 200 pix×1 200 pix 区域作为目标区域，在蓝色背景下采集闷黄叶图像。为便于图像前景与背景分割，使用 RGB 颜色 3 通道模型，根据每个像素的红、绿、蓝通道的阈值关系，去除蓝色背景作为最后的图像目标。原图及预处理后的图像如图 1 所示。



1 原始图像;2 中心裁剪 1 200 pix×1 200 pix 区域图像;3 去除背景的图像。

图 1 原图及预处理后的闷黄叶图像

Fig.1 Original image and pre-processed image of yellowing leaves

1.1.4 数据增强算法

采用数据增强算法对闷黄叶图像数据进行增强，以达到增加数据集的效果。对经预处理的图像进行数据增强，包括位置变换、随机亮度、增加对比度、添加噪声、随机缩放等操作。为能更好地展示图像预处理的效果，将预处理后的闷黄叶截取局部图代替闷黄叶图像，作为展示图，部分增强后的图像如图 2 所示。



1 预处理图像;2 随机亮度图像;3 增加对比度图像;4 水平翻转图像;5 垂直翻转后的图像。

图 2 增强后的闷黄叶图像

Fig.2 Enhanced images of yellowing leaves

1.2 基于 MobileNetV3-Large 模型的黄茶闷黄程度识别模型的构建

选取 MobileNetV3^[27]系列中卷积神经网络 MobileNetV3-Large 作为闷黄程度的识别模型。在面对数据量不足时采用迁移学习方法，不仅能降低训练模型所需的计算资源，同时还能提高识别模型的泛化性。首先在 ImageNet 数据集上得到 1 000 种分类的预训练模型，然后进行权重迁移训练，添加识别闷黄程度类别的新分类器，再用增强后的闷黄叶数据集训练此分类器，从而得到闷黄程度识别模型。由于试验所用的模型为轻量级卷积神经网络，参数量较少，所以试验不冻结任何层，对预训练出的网络模型的权重参数进行训练^[28]。

将 RGB 3 通道图像 224 pix×224 pix×3 作为 MobileNetV3-Large 模型输入。首先对输入图像进行标准卷积，卷积核大小为 3 pix×3 pix，卷积核个数为 16，激活函数为 h-swish，步长为 2。进一步将得到的 112 pix×112 pix×16 特征输入到一系列 Benck 中，其中包括 9 个卷积核为 3 pix×3 pix 深度卷积的 Benck 和 6 个卷积核为 5 pix×5 pix 深度卷积的 Benck，得到大小为 7 pix×7 pix×160 的特征。然后通过 1 pix×1 pix 卷积核对输出的特征进行升维，得到 7 pix×7 pix×960 的特征，通过全局平均池化^[29]使特征变为 1 维向量特征。最后经 2 个 1 pix×1 pix 的标准卷积后得到 3 个类别的概率值。MobileNetV3-Large 整体结构如表 1 所示。

表1 MobileNetV3-Large 网络结构

Table 1 Network structure of MobileNetV3-Large

输入尺寸	操作	升维维度	输入通道	输出通道	通道注意力模块	非线性激活函数	步长
224×224×3	Conv2d	—	3	16	—	HS	2
112×112×16	Benck, 3×3	16	16	16	—	RE	1
112×112×16	Benck, 3×3	64	16	24	—	RE	2
56×56×24	Benck, 3×3	72	24	24	—	RE	1
56×56×24	Benck, 5×5	72	24	40	√	RE	2
28×28×40	Benck, 5×5	120	40	40	√	RE	1
28×28×40	Benck, 5×5	120	40	40	√	RE	1
28×28×40	Benck, 3×3	240	40	80	—	HS	2
14×14×80	Benck, 3×3	200	80	80	—	HS	1
14×14×80	Benck, 3×3	184	80	80	—	HS	1
14×14×80	Benck, 3×3	184	80	80	—	HS	1
14×14×80	Benck, 3×3	480	80	112	√	HS	1
14×14×112	Benck, 3×3	672	112	112	√	HS	1
14×14×112	Benck, 5×5	672	112	160	√	HS	2
7×7×160	Benck, 5×5	960	160	160	√	HS	1
7×7×160	Benck, 5×5	960	160	160	√	HS	1
7×7×160	Conv2d, 1×1	—	160	960	—	HS	1
7×7×960	Pool, 7×7	—	—	—	—	—	1
1×1×960	Conv2d, 1×1, NBN	—	960	1 280	—	HS	1
1×1×1 280	Conv2d, 1×1, NBN	—	1 280	3	—	—	1

输入尺寸表示输入当前层特征矩阵的维度；在操作中，Benck 模块为 MobileNetV3 的 block 单元，包括深度可分离卷积、SE 通道注意力和残差连接，3×3、5×5 表示 Benck 模块中深度可分离卷积层的卷积核大小，1×1 表示该层卷积核大小，7×7 表示该层池化核大小，NBN 表示该层卷积不使用批量归一化，Conv2d 为标准卷积，Pool 为全局平均池化；—表示该层不能进行对应操作；√表示该层使用了注意力模块(SE)；HS 表示激活函数 h-swish，RE 表示激活函数 ReLU。

1.3 Grad-CAM 及置信分数

Grad-CAM^[30]方法是一种基于梯度定位的深层网络可视化方法，以热力图的方式解释神经网络作出分类预测的原因，展示出神经网络的决策依据。

置信分数：在图像分类任务中，由卷积层构成特征提取器，将每个特征映射平均池化为 1 个特征神经元，用归一化指数函数(Softmax)把特征神经元构成的特征向量与线性层的权重矩阵作向量积，输出该图像每个类别的置信分数(可能性)，所有类别的置信分数之和为 1，再比较各类别的置信分数大小，其中最大值对应类别即为该图像的判断类别。

2 结果与分析

2.1 黄茶闷黄程度的确定

对不同闷黄时长的茶样进行感官审评，审评结果如表 2 所示。闷黄 0 h 茶样，外形色泽绿润，汤

色绿、明亮，叶底绿、明亮、嫩匀，香气鲜嫩，滋味鲜、较爽，无闷黄工序，具绿茶类品质；闷黄 3 h 茶样，外形色泽绿带黄，汤色绿黄、亮，叶底黄绿、较亮、嫩匀，滋味尚醇、尚爽，香气清香；闷黄 9 h 茶样，外形色泽黄润，汤色黄、亮，叶底色泽黄、较亮，滋味醇爽带回甘，香气嫩香持久，评分最高，为 92.35 分；随着闷黄时间的延长，闷黄 11~14 h 茶样，外形色泽向黄稍深转变，汤色黄，叶底色泽向黄稍深转变，滋味醇厚度降低，分数降低。

根据各茶样感官审评结果可知，闷黄 7 h 茶样的滋味、香气得分较高，但干茶色泽、茶汤及叶底色泽均未达到黄茶品质最佳黄色的要求；闷黄 11 h 以后的茶样，闷黄程度偏重。综合评价，将不同闷黄时长的茶样划分为 3 种闷黄程度，即闷黄 0~7 h 的茶样为轻度闷黄，闷黄 8~10 h 的茶样为适度闷黄，闷黄 11~14 h 的茶样为偏重闷黄。

表 2 茶样感官审评结果

Table 2 Evaluation results of tea samples

闷黄时间/h	外形(评分)	汤色(评分)	香气(评分)	滋味(评分)	叶底(评分)	总分
0	色泽绿润(86.50)	绿明亮(90.00)	鲜嫩(92.50)	鲜较爽(91.00)	绿明亮嫩匀(88.50)	89.90
1	色泽黄绿(87.00)	浅黄绿(90.50)	清香(91.50)	尚醇(89.00)	黄绿较亮嫩匀(89.50)	89.33
2	色泽黄绿(88.00)	浅黄绿(90.50)	清香(91.50)	尚醇(89.00)	黄绿较亮嫩匀(89.50)	89.58
3	色泽绿带黄(88.00)	绿黄亮(91.00)	清香(91.50)	尚醇尚爽(89.50)	黄绿较亮嫩匀(89.50)	89.78
4	色泽绿带黄(89.00)	绿黄较亮(90.50)	清香(92.00)	醇较厚(91.50)	黄绿亮嫩匀(90.00)	90.75
5	色泽绿黄(90.00)	绿黄亮(91.00)	清鲜(92.00)	醇较厚(91.50)	绿黄亮嫩匀(90.50)	91.10
6	色泽黄绿(90.50)	绿黄亮(91.00)	清鲜(92.00)	醇较厚(91.00)	绿黄亮嫩匀(91.00)	91.13
7	色泽黄绿(91.00)	绿黄亮(91.50)	嫩香(92.50)	醇较厚(91.50)	绿黄较亮嫩匀(91.00)	91.58
8	色泽黄润(92.00)	黄亮(92.50)	嫩香(92.50)	醇尚厚(91.00)	黄明亮嫩匀(92.50)	91.93
9	色泽黄润(92.00)	黄亮(93.00)	嫩香持久(93.00)	醇爽带回甘(92.00)	黄较亮嫩匀(92.00)	92.35
10	色泽黄较润(91.50)	黄亮(92.50)	嫩香持久(93.00)	醇较厚爽口(91.50)	黄尚亮嫩匀(91.50)	91.98
11	色泽黄(90.50)	黄较亮(92.00)	嫩香(92.50)	醇带收敛性(91.00)	黄稍深嫩匀(90.50)	91.30
12	色泽黄(90.00)	黄较亮(92.00)	纯正(90.50)	醇(90.50)	黄稍深嫩匀(90.00)	90.48
13	色泽黄稍深(89.00)	黄尚亮(91.50)	稍带闷气(90.00)	醇(90.50)	黄稍深嫩匀(89.50)	90.00
14	色泽黄偏深(87.00)	黄尚亮(91.50)	稍闷(89.00)	醇(90.50)	黄偏深嫩匀(88.50)	89.15

2.2 数据集的构建

675 张(包含轻度闷黄图像 360 张、适度闷黄图像 135 张和偏重闷黄 180 张)预处理后的图像按照 7 : 2 : 1 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集, 闷黄叶图像数据分布情况如表 3 所示。为提高模型的泛化能力, 解决类别不平衡问题, 将训练集数据按照 1.1.4 中的方法进行离线数据增强, 使训练集各类样本数趋于平衡。经过数据增强处理后, 训练集中轻度闷黄图像增至 1 004 张, 适度闷黄图像增至 846 张, 偏重闷黄图像增至 750 张。本试验将图片的尺寸统一转换为 224 pix × 224 pix, 然后输入到网络中进行训练。

表 3 闷黄叶图像数据集的分布情况

Table 3 Distribution of yellowing leaves image dataset

闷黄程度	训练集	验证集	测试集
轻度	251	73	36
适度	94	28	13
偏重	125	37	18
总计	470	138	67

2.3 试验环境及模型参数设置

试验使用硬件环境 CPU 为 Intel Xeon E5-2680 v4 26 GB, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 3060 显卡, 12 GB 显存。软件环境为 Linux ubuntu、CUDA

v11.2、Python 3.7、Pytorch1.10, 集成开发环境为 Jupyter Notebook。

试验过程中迭代设置为 200 个 epoch, 闷黄叶图像数据批处理大小设置为 32, 采用交叉熵为损失函数。将随机梯度下降法(SGD)作为优化器, 初始学习率为 0.000 2、动量为 0.9, 权重衰减为 0.000 5, 设置学习率衰减策略为余弦退火衰减下降法, 最后一轮最后一次迭代学习率降为 0。

2.4 评估指标

为了评估模型的性能, 采用准确率(A)、精确率(P)、召回率(R)和加权分数(F1)等 4 个指标综合评估模型的识别效果^[31-33]。以上 4 个指标的取值区间为 [0, 1], 其值越大, 表示模型的性能越好。

2.5 模型检测性能分析

2.5.1 MobileNetV3 - Large 模型性能分析

MobileNetV3-Large 模型训练过程的损失值和准确率的趋势如图 3 所示。由图 3 可知, 该模型训练轨迹收敛性良好, 即模型随着迭代次数的增加, 其损失值逐渐下降, 准确率逐渐变高, 最终趋于平缓, 模型训练充分。在初始状态下, 损失值为 1.06, 准确率为 40.69%; 在迭代轮次为 169 轮时, 损失值和准确率变化趋势趋于平缓, 此时的损失值为

0.049, 验证集和测试集的准确率分别达到了99.28%、98.51%, 模型的识别效果较优, 这说明 MobileNetV3-Large 模型能够有效地对黄茶闷黄程度进行识别。

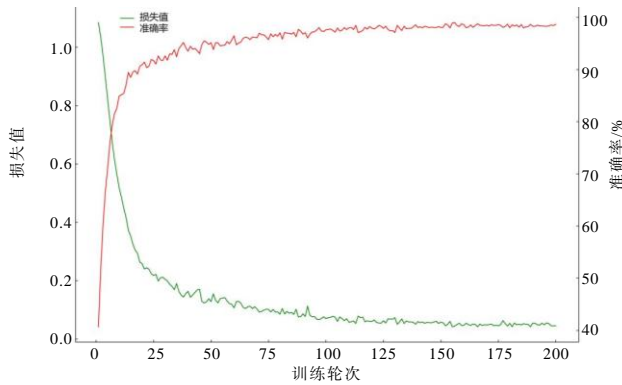


图3 MobileNetV3-Large 模型在训练集上的准确率和损失值曲线

Fig.3 Accuracy and loss value curves of the MobileNetV3-Large model on the training set

为进一步验证 MobileNetV3-Large 模型的性能, 分别统计 MobileNetV3-Large 模型在测试集中对3种闷黄程度图像的识别结果, 如表4所示。

表4 黄茶闷黄程度分类结果

闷黄程度	精确率	召回率	加权分数
轻度	97.30	100.00	98.60
适度	100.00	92.30	96.00
偏重	100.00	100.00	100.00
平均值	99.10	98.93	98.20

MobileNetV3-Large 模型在测试集上的精确率、召回率和加权分数的平均值分别为99.10%、98.93%、98.20%。其中 MobileNetV3-Large 模型对偏重闷黄程度的识别效果最好, 模型的精确率、召回率和加权分数均达100.00%; 虽然对轻度闷黄的精确率和适度闷黄的召回率相对较低, 但各类闷黄程度的精确率、召回率和加权分数均达92%以上。表明 MobileNetV3-Large 模型能够较好地捕获闷黄叶间的微小差异性特征, 并对其进行精确识别。

2.5.2 图像预处理方式对比分析

为探究不同图像处理方式对 MobileNetV3-Large

模型的影响, 将3种图像处理方式进行对比分析, 结果如表5所示。图像经方式①处理后, 模型的验证集准确率较高, 但测试集准确率在3种处理方式中最低, 可能是小样本数据集在只经过位置变换数据增强的情况下, 模型训练出现过拟合, 模型的泛化能力降低。图像经方式②处理后, 在有背景的干扰情况下, 验证集的准确率有所降低。图像经方式③处理后, 模型的验证集和测试集准确率均为最高, 分别为99.28%、98.51%。说明图像经方式③进行处理后, 图像数据多样性增加, 在没有背景干扰情况下能更加准确提取到目标特征, 模型的泛化能力增强。

表5 不同图像处理方式的准确率

图像处理方式	验证集准确率	测试集准确率
①	99.28	94.03
②	94.90	97.01
③	99.28	98.51

①表示去除背景、水平翻转、垂直翻转和旋转; ②表示未去除背景、位置变换、随机亮度、增加对比度、随机噪声和随机缩放; ③表示去除背景、位置变换、随机亮度、增加对比度、随机噪声和随机缩放。

2.5.3 Grad-CAM 热力图可视化

为了更好地展示整个闷黄进程, 在每个闷黄时间段选取1张测试集闷黄叶图像进行 Grad-CAM 热力图可视化, 以置信分数作为评估指标来预测闷黄叶图不同闷黄程度的概率值, 结果如图4所示。颜色越深红的地方代表着这一部分图像信息对预测类别的贡献度越大, 而着色部分表明了分类器是利用这部分像素作出的分类判断。在闷黄8h时, 轻度闷黄置信分数为23.59%, 适度闷黄置信分数为76.38%, 这时机器给出的建议是继续闷黄。到闷黄10h时, 适度闷黄置信分数为53.58%, 偏重闷黄置信分数为46.42%, 两者的置信分数较为接近, 虽然模型还是预测适度闷黄, 但这时机器给出的建议是终止闷黄, 进行下一步工序。可见, 利用 Grad-CAM 热力图可视化及置信分数可以较好地监控黄茶品质的变化。

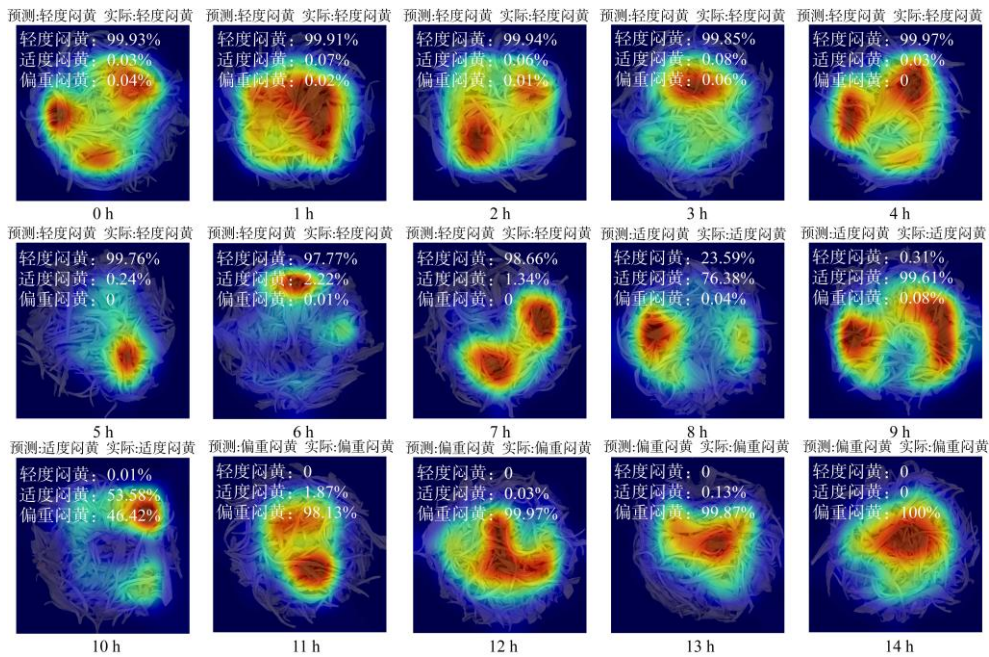
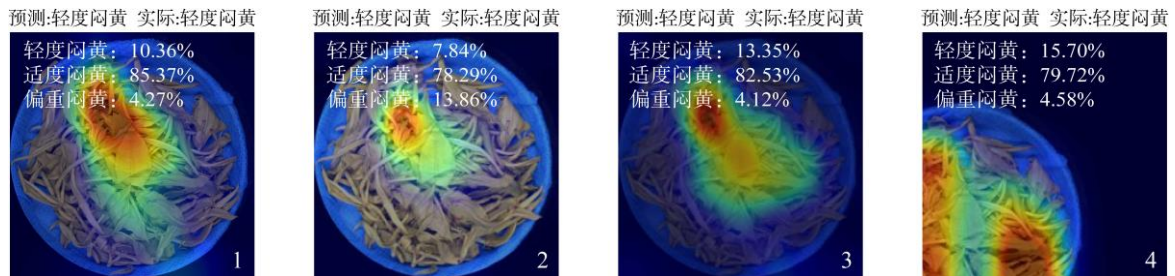


图 4 不同闷黄时长的 Grad-CAM 热力图

Fig.4 Grad-CAM heat map for different yellowing time

为了探究 MobileNetV3-Large 模型在不同识别场景下的性能, 选取 1 张测试集闷黄叶图像进行模拟试验, 结果如图 5 所示。Grad-CAM 热力图可视化显示, 着色部分均在闷黄叶上, 蓝色背景没有着

色部分。表明在不同识别场景下, 模型均能准确定位并提取到闷黄叶特征, 从而准确识别闷黄程度, 模型具有良好的泛化性和适应能力。



1 有添加背景; 2 有添加背景且增加亮度的图像; 3 有添加背景且降低亮度的图像; 4 有添加背景且发生偏移位置的图像。

图 5 不同识别场景的 Grad-CAM 热力图

Fig.5 Grad-CAM heat map for different recognition scenarios

2.5.4 MobileNetV3-Large 模型与机器学习模型对比

为了验证 MobileNetV3-Large 模型的识别效果, 选用传统机器学习模型与其进行对比。传统机器学习采用 KNN^[34]、XGBoost^[35]和 SVM^[36]模型对黄茶闷黄程度进行识别预测, 其中 7/10 的数据集作为训练集, 3/10 的数据集作为测试集, 随机等比例选取各类别数据, 每种模型训练和测试 5 次。传统机器学习中提取了 9 组图像颜色特征, 包括红、绿、蓝、色调、亮度 V、亮度 L*、饱和度、红到绿和黄

到蓝均值等特征。采用主成分分析对特征进行降维, 并利用 TPE 算法寻找模型的最优参数组合, 结果如表 6 所示。

3 种传统机器学习在识别黄茶闷黄程度上都具有较好的效果, SVM 模型在测试集上的识别准确率最高, 达 97.24%, XGBoost 模型次之, KNN 模型识别的准确率稍低。MobileNetV3-Large 模型识别准确率(98.51%)高于 3 种传统机器学习模型, 其识别准确率比 SVM、XGBoost 和 KNN 分别高出 1.27、1.47 和 2.84 个百分点。可见, MobileNetV3-Large 模型的性能优于传统机器学习模型。

表6 MobileNetV3-Large模型与机器学习模型性能对比

Table 6 Performance comparison of MobileNetV3-Large model and machine learning models				%
模型	准确率	精确率	召回率	加权分数
KNN	95.67	94.86	94.61	94.69
XGBoost	97.04	96.42	96.22	96.30
SVM	97.24	96.58	96.30	96.41
MobileNetV3-Large	98.51	99.10	98.93	98.20

3 结论与讨论

本研究针对黄茶闷黄适度判别存在的主观性和不稳定性,建立了3种闷黄程度的黄茶样本数据集,并基于轻量级卷积神经网络 MobileNetV3-Large 构建了识别准确率高且能快速、无损识别黄茶闷黄程度的方法。通过分类模型识别试验对比, MobileNetV3-Large 模型在测试集上的识别准确率为98.51%,比SVM、XGBoost和KNN模型分别高出1.27、1.47和2.84个百分点。

在黄茶闷黄过程中,闷黄叶内部会发生一系列物理和化学反应,最明显的是叶绿素的水解和脱镁反应^[37],导致其含量锐减,从而改变闷黄叶的颜色。茶鲜叶、茎、芽的叶绿素总量依次降低^[38],闷黄叶的芽与叶可能会因叶绿素总量的不同而呈现出不同的颜色。然而,颜色特征是全局特征,不能描述图像中的特定对象。传统的机器学习方法可以提取图像的低层次特征,很少提取到高层次特征^[22]。将图像输入 MobileNetV3-Large 模型,通过SE注意力机制让模型更关注信息量最大的通道特征,抑制那些不重要的通道特征。Grad-CAM热力图可视化显示, MobileNetV3-Large 模型在不同的识别场景下都能够准确定位并提取闷黄叶特征,从而准确地识别闷黄程度。可见 MobileNetV3-Large 模型具有良好的适应能力,适合于变化多端的数据,并通过 Grad-CAM 热力图可视化及置信分数较好地监控黄茶品质的变化。 MobileNetV3-Large 作为轻量级卷积网络,其参数量和计算量分别为5.48 M和227.71 M^[10],满足了快速识别黄茶闷黄程度的要求;因此, MobileNetV3-Large 模型比传统的机器学习模型具有更好的泛化能力和预测精度,更适合进行黄茶闷黄程度的识别。

本研究以碧香早品种为试验材料,建立的模型在闷黄程度识别中有较高的精确度。但黄茶适制品

种很多^[39],还需要进行多次大生产试验,采集更多的闷黄叶图像信息,进一步扩充数据集,提高模型的泛化能力。在黄茶生产加工过程中,闷黄环境的温度和相对湿度都比较高,普通相机在散热、防水和防尘等性能方面均不及工业相机^[40],后续的研究可以选用更加专业的工业相机进行图像采集。

参考文献:

- [1] GUO X Y, HO C T, SCHWAB W, et al. Aroma compositions of large-leaf yellow tea and potential effect of theanine on volatile formation in tea[J]. Food Chemistry, 2019, 280: 73–82.
- [2] 王璟,高静,刘思彤,等.基于色差系统的黄茶外观色泽评价模型构建及其关键物质基础分析[J].食品科学,2017,38(17):145–150.
- [3] ZHOU J, ZHANG L, MENG Q L, et al. Roasting improves the hypoglycemic effects of a large-eaf yellow tea infusion by enhancing the levels of epimerized catechins that inhibit α -glucosidase[J]. Food & Function, 2018, 9(10): 5162–5168.
- [4] HAN M M, ZHAO G S, WANG Y J, et al. Safety and anti-hyperglycemic efficacy of various tea types in mice[J]. Scientific Reports, 2016, 6: 31703.
- [5] CAO P Q, LI X P, OU-YANG J, et al. The protective effects of yellow tea extract against loperamide-induced constipation in mice[J]. Food & Function, 2021, 12(12): 5621–5636.
- [6] 洪乐乐.黄茶对PM2.5所致大鼠肺损伤的干预作用研究[D].长沙:湖南农业大学,2016.
- [7] 李晓飞.白茶、黄茶等六大茶类抗氧化、抗炎及抗癌功能特性研究[D].广州:华南农业大学,2017.
- [8] GRAMZA-MICHAŁOWSKA A, KOBUS-CISOWSKA J, KMIECIK D, et al. Antioxidative potential, nutritional value and sensory profiles of confectionery fortified with green and yellow tea leaves(*Camellia sinensis*)[J]. Food Chemistry, 2016, 211: 448–454.
- [9] XU J Y, WANG M, ZHAO J P, et al. Yellow tea (*Camellia sinensis* L.), a promising Chinese tea: processing, chemical constituents and health benefits[J]. Food Research International, 2018, 107: 567–577.
- [10] 刘雪,沈长盈,吕学泽,等.基于改进 MobileNetV3-Large 的鸡蛋新鲜度识别模型[J].农业工程学报,2022,38(17):196–204.
- [11] TAHERI-GARAVAND A, FATAHI S, OMID M, et al. Meat quality evaluation based on computer vision technique: a review[J]. Meat Science, 2019, 156: 183–195.
- [12] MOALLEM P, SERAJODDIN A, POURGHASSEM H. Computer vision-based apple grading for golden

- delicious apples based on surface features[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2017, 4(1): 33–40.
- [13] 颜秉忠, 王晓玲. 基于计算机视觉技术大枣品质检测分级的研究[J]. *农机化研究*, 2018, 40(8): 232–235.
- [14] 赵晶, 张付杰, 冯帅辉, 等. 基于机器视觉的小粒咖啡豆的检测技术[J]. *湖南农业大学学报(自然科学版)*, 2018, 44(6): 672–677.
- [15] EL-MESERY H S, MAO H P, ABOMOHR A E F. Applications of non-destructive technologies for agricultural and food products quality inspection[J]. *Sensors*, 2019, 19(4): 846.
- [16] 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.
- [17] 吴薇, 王宜怀, 程曦, 等. 基于机器视觉的武夷岩茶做青程度识别研究[J]. *山西农业大学学报(自然科学版)*, 2019, 39(2): 86–92.
- [18] JIN G, WANG Y J, LI L Q, et al. Intelligent evaluation of black tea fermentation degree by FT-NIR and computer vision based on data fusion strategy[J]. *LWT*, 2020, 125: 109216.
- [19] 李晓梅. 黄茶闷黄程度判断方法研究[D]. 成都: 四川农业大学, 2020.
- [20] 钱一凡. 基于深度学习的茶鲜叶识别与分类[D]. 贵阳: 贵州大学, 2020.
- [21] 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.
- [22] AN T, YU H, YANG C S, et al. Black tea withering moisture detection method based on convolution neural network confidence[J]. *Journal of Food Process Engineering*, 2020, 43(7): 1–10.
- [23] 杨国国, 鲍一丹, 刘子毅. 基于图像显著性分析与卷积神经网络的茶园害虫定位与识别[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(6): 156–162.
- [24] CHEN J, LIU Q, GAO L W. Visual tea leaf disease recognition using a convolutional neural network model[J]. *Symmetry*, 2019, 11(3): 343.
- [25] 杨亚. 用不同季节及嫩度鲜叶加工黄茶的工艺研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2020.
- [26] LI L Q, WANG Y J, JIN S S, et al. Evaluation of black tea by using smartphone imaging coupled with micro-near-infrared spectrometer[J]. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2021, 246: 118991.
- [27] HOWARD A, SANDLER M, CHEN B, et al. Searching for MobileNetV3[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea(South). IEEE, 2019: 1314–1324.
- [28] 王军, 冯孙斌, 程勇. 深度学习的轻量化神经网络结构研究综述[J]. *计算机工程*, 2021, 47(8): 1–13.
- [29] Lin M, Chen Q, Yan S. Network in network[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Learning Representations (ICLR). Banff: IEEE, 2014.
- [30] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: visual explanations from deep networks via gradient-based localization[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2020, 128(2): 336–359.
- [31] 李衡霞, 龙陈锋, 曾蒙, 等. 一种基于深度卷积神经网络的油菜虫害检测方法[J]. *湖南农业大学学报(自然科学版)*, 2019, 45(5): 560–564.
- [32] 冯瑞杰, 陈争光, 衣淑娟. 基于贝叶斯优化的 SVM 玉米品种鉴别研究[J]. *光谱学与光谱分析*, 2022, 42(6): 1698–1703.
- [33] 朱明, 张镇府, 黄凰, 等. 基于轻量级神经网络 MobileNetV3-Small 的鲈鱼摄食状态分类[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(19): 165–172.
- [34] 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.
- [35] CHEN T Q, GUESTRIN C. XGBoost: a scalable tree boosting system[C]//Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco, USA: ACM, 2016: 785–794.
- [36] ZHANG Z L, YANG J G, WANG Y L, et al. Ash content prediction of coarse coal by image analysis and GA-SVM[J]. *Powder Technology*, 2014, 268: 429–435.
- [37] 刘晓, 张厅, 唐晓波, 等. 蒙顶黄芽不同加工工序中色泽变化与品质相关性研究[J]. *食品工业科技*, 2021, 42(13): 111–117.
- [38] 周静芸. 不同叶位芽叶在工夫红茶加工过程中的理化变化[D]. 重庆: 西南大学, 2022.
- [39] 陈玲. 黄茶闷黄工序及适制品种筛选研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2012.
- [40] 张笑源. 基于工业相机的钢包顶升高高度预测研究[D]. 上海: 东华大学, 2022.

责任编辑: 毛友纯

英文编辑: 柳正