

基于深度学习的白酒酒花实时分类方法

Real-time classification method for liquor hops based on deep learning

刘智萍 崔克彬

LIU Zhi-ping CUI Ke-bin

(华北电力大学计算机系, 河北 保定 071003)

(Computer Department, North China Electric Power University, Baoding, Hebei 071003, China)

摘要:目的:解决白酒传统摘酒方法“看花摘酒”的主观性和不稳定性,以及现有机器视觉酒花分类方法难以满足实时分类的问题。方法:轻量型 YOLOv5 以 YOLOv5s 作为初始模型,使用 K-mean 聚类的锚框取代默认锚框,以提高模型检测精度和稳定性,使用 ShuffleNetV2 网络替换 YOLOv5s 主干网络进行特征提取,以达到轻量化模型的目的,并增加 CBAM 注意力机制使模型更加关注酒花特征。结果:与 YOLOv5s 初始模型相比,轻量型 YOLOv5 模型占用内存减少 92.5%,参数量减少 93.7%,计算量降低 63.4%,检测精度提升 2.8%,FPS 高达 526。结论:轻量型 YOLOv5 降低了对硬件配置的要求,可以很好地实现酒花实时检测分类。

关键词:白酒酒花;实时分类;YOLOv5;ShuffleNetV2;CBAM 注意力机制

Abstract: Objective: To solve the subjectivity and instability of the traditional Baijiu picking method "liquor-receiving according to liquor hop", and the problem that the existing machine vision hops classification method is difficult to meet the real-time classification. **Methods:** The lightweight YOLOv5 takes YOLOv5s as the initial model, uses the K-mean clustering anchor box to replace the default anchor box to improve the model detection accuracy and stability, uses the shufflenetv2 network to replace the YOLOv5s backbone network for feature extraction, so as to achieve the purpose of lightweight model, and adds the CBAM attention mechanism to make the model pay more attention to the characteristics of hops. **Results:** Compared with the initial YOLOv5s model, the memory occupied by the lightweight YOLOv5 model is reduced by 92.5%, the parameters are reduced by 93.7%, the calculation is reduced by 63.4%, the detection accuracy is improved by 2.8%, and the FPS is up to 526. **Conclu-**

sion: The lightweight YOLOv5 reduces the requirements for hardware configuration and can well realize the real-time detection and classification of hops.

Keywords: liquor hops; real time classification; YOLOv5; ShuffleNetV2; CBAM attention mechanism

随着中国经济的快速发展,机械化智能化成为白酒行业发展的趋势^[1]。在白酒酿造的摘酒环节,大部分酒厂仍然采用传统的“看花摘酒”^[2]。看花摘酒主要取决于摘酒工人的工作经验,工作环境和身体状况等因素也会对摘酒工人的判断造成影响,这些主、客观因素让摘酒工人难以保持稳定的正确的摘酒时机,极大地限制了白酒的质量和产量。

余锴鑫^[3]使用图像处理技术处理酒花图像并提取酒花明显区域,然后输入改进的 Mini-Inception 网络完成酒花自动分类。杨静娴等^[4]结合局部二值模式 LBP 与灰度共生矩阵 GLCM 提取酒花纹理特征,通过支持向量机(SVM)得到分类结果。潘斌等^[5]使用改进的 VGG16 卷积神经网络对高斯滤波处理后的酒花图像进行分类,取得了较好的结果。然而,以上方法均不是端到端的解决方法,实现的只是各个局部的最优解,且未达到计算机视觉中实时分类的标准。此外,也有学者^[6-9]使用酒精度在线检测仪器和气相色谱仪等仪器检测酒精浓度和风味成分来实现量质摘酒,还有学者^[10-12]使用近红外光谱分析技术检测酒液成分和酒精浓度,结合模型来确定酒液各段起止点进行分段摘酒。但这些方法都存在仪器成本和维护费用昂贵、不能实现实时检测等问题。

目标检测是深度学习的一个领域,使用深层神经网络学习图像中目标的特征从而定位和识别目标,可用于图像自动分类,其分为两阶段检测器和单阶段检测器。YOLOv5 是目前单阶段检测器的最优模型 SOTA(state-of-the-art),其检测精度不低于两阶段检测器,但其检测速度却远远超过于两阶段检测器,模型的占用内存也更小。研究拟提出基于深度学习的白酒酒花实时分类方

基金项目:河北省自然科学基金项目(编号:F2018502080)

作者简介:刘智萍,男,华北电力大学在读硕士研究生。

通信作者:崔克彬(1979—),男,华北电力大学讲师,博士。

E-mail: ncepuckb@163.com

收稿日期:2022-04-09 **改回日期:**2022-09-26

法,通过针对性改进 YOLOv5 模型,使其更适用于酒花图像分类,并通过试验证明其可行性,旨在为白酒自动化摘酒提供一种新的依据。

1 酒花特征分析

在温度和压强相同的条件下,不同酒精浓度的酒液具有不同的黏度和表面张力,因此形成的酒花会有所不同^[13]。如汾酒将酒花分为大青花、小青花、云花、二花(又称水花)、油花。茅台酒厂则分为鱼眼花、堆花、满花、碎沫花和圈花 5 种,并以满花作为出厂标准^[14]。酒花和酒度之间存在对应关系。文中使用的酒花图像采集于四川宜宾某酒厂,其酒花与酒度的对应关系见表 1。

2 轻量型 YOLOv5

YOLOv5 是 Ultralytics 公司于 2020 年在 GitHub 上公开发布的目标检测算法,共 4 个版本,分别为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x,其只有模型的宽度和深度的权重系数不同,且依次增大,可以通过改变模型的宽度和深度的权重系数来改变模型的版本

表 1 酒花与酒度关系

Tabel 1 Relationship between hops and alcohol content		
酒花名称	酒花特征	酒精度/%Vol
大青花	酒花大如黄豆,整齐一致,清亮透明,消失极快	70~80
小青花	酒花大如绿豆,存在少量较大酒花,但分布较散,消失速度较慢于大青花	60~70
云花	酒花大如米粒,互相重叠,存留时间比较久	40~50
二花	酒花大小不一,存留时间与云花相似	约 30

和大小^[15]。综合模型大小和检测精度考虑,选用 YOLOv5s 模型作为初始模型。

轻量型 YOLOv5 使用 ShuffleNetV2 网络代替 YOLOv5s 的 Backbone 来提取输入图像的酒花特征,可以达到轻量 YOLOv5s 模型并保持较高检测精度的目的。其中 Focus 模块对输入的酒花图像进行切片,可以在不丢失图像信息的情况下将特征图的尺寸缩小至 1/2,提升网络的推理速度。CBAM 是一个即插即用的注意力机制模块,可以关注目标的通道和空间特征,使得网络更加关注目标本身,提高检测精度。在特征提取阶段,低层的特征图含有的语义信息较少,但目标的位置较为准确;高层的特征图含有丰富的语义信息,但目标的位置较为模糊。因此,在 Neck 部分采用 FPN^[16]+PAN^[17]的结构实现酒花的特征融合和特征信息跨层交流。特征金字塔结构 FPN 自顶向下,传递高层的语义特征,并通过上采样 Up-Sample 扩大特征图尺寸与相邻特征图拼接 ConCat 得到新的特征图。FPN 后使用路径融合网络 PAN,将 FPN 中的底层特征图降采样和相邻特征图 ConCat 并传递到高层。输出端 Prediction 是网络的预测部份,结合设置的自适应锚框 anchor 对 PAN 部分输出的特征图进行特征检测,使用非极大值抑制 NMS 来筛选目标框,最终生成边界框并预测酒花类别。其具体网络结构见图 1。

2.1 ShuffleNetV2

在目前的轻量级网络中,ShuffleNetV2^[18]在速度和精度方面达到了一个很好的平衡,其综合性能名列前茅^[19]。ShuffleNetV2 通过使用通道分离技术和点卷积代替组卷积,减少了模型的内存访问成本,提升了网络的检测速度。

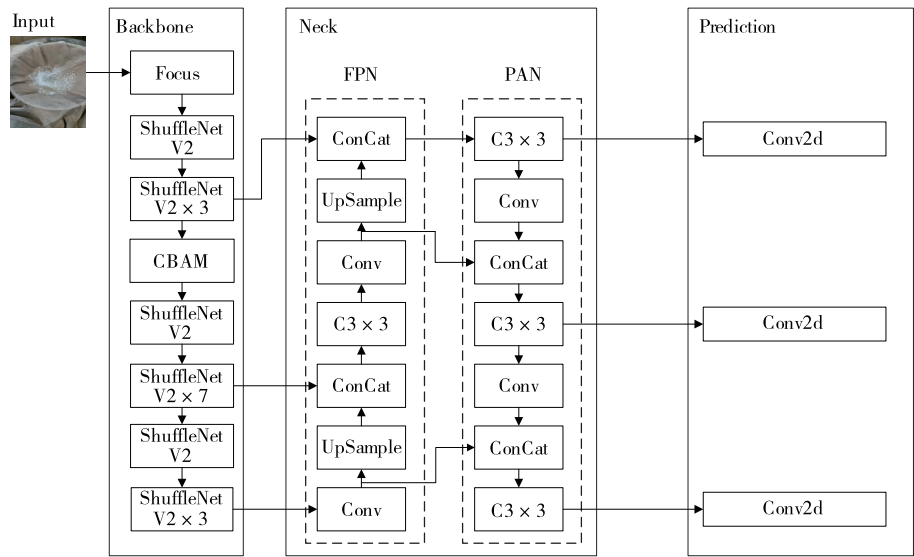


图 1 轻量型 YOLOv5 网络结构

Figure 1 Light weight YOLOv5 network structure

图2给出了 ShuffleNetV2 的基本单元结构,在每个单元的开头,特征通道的输入通过通道分离操作被分为两个相等分支,其中一个分支做恒等映射,另一个分支通过2个 1×1 的普通卷积 Conv 和1个 3×3 的深度卷积 DWConv,然后将两个分支 Concat 起来,使用 Channel Shuffle 启用两个分支之间的信息通信。对于空间下采样,单元移除了通道分离,因此,输出通道的数量是输入通道的2倍。其具体结构见图3。

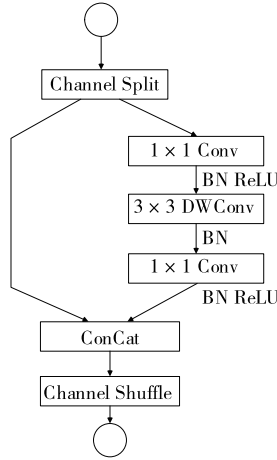


图2 ShuffleNetV2 基本单元结构

Figure 2 ShuffleNetV2 basic unit structure

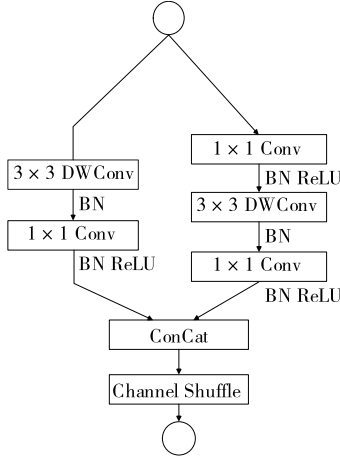


图3 ShuffleNetV2 空间下采样结构

Figure 3 ShuffleNetV2 Spatial down sampling structure

2.2 CBAM 注意力机制

CBAM 注意力机制^[20]可以使网络更加关注检测目标,忽略周围复杂环境对网络的干扰,从而提升网络的检测精度。CBAM 是一个即插即用的注意力模块,能够节约参数和计算力,其分为两个独立的部分,通道注意力模块和空间注意力模块,分别在通道和空间上进行 Attention。对于一个特征图,CBAM 会按照先通道再空间的顺序生成注意力特征图。CBAM 结构见图4。

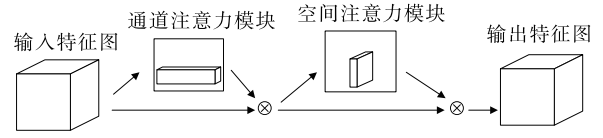


图4 CBAM 注意力机制结构

Figure 4 CBAM attention mechanism structure

给定一个中间特征图 $F \in R^{C \times H \times W}$ 作为输入,依次生成通道注意力图 $M_c \in R^{C \times 1 \times 1}$ 和一个 2D 空间注意力图 $M_s \in R^{1 \times H \times W}$,整个过程为:

$$F_c = M_c(F) \otimes F, \quad (1)$$

$$F_s = M_s(F_c) \otimes F_c, \quad (2)$$

式中:

F ——CBAM 模块的输入特征图;

$M_c(F)$ ——输入 F 得到的通道注意力特征图;

$\otimes$ ——两特征图同一位置的值直接相乘;

F_c ——空间注意力模块的输入特征图;

$M_s(F_c)$ ——输入 F_c 得到的空间注意力特征图;

F_s ——CBAM 模块的输出特征图。

具体流程:输入的特征图 $F(H \times W \times C)$ 先通过通道注意力模块,分别经过最大池化和平均池化得到两个只有通道维度的特征图($1 \times 1 \times C$),然后分别送入一个共享神经网络,再经过相加和 sigmoid 激活后得到通道注意力特征图。最后,通道注意力特征图和输入特征图 F 相乘,生成空间注意力模块的输入特征图。通道注意力模块结构见图5。

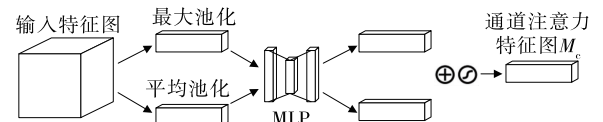


图5 通道注意力模块结构

Figure 5 Channel attention module structure

通道注意力模块函数为:

$$M_c(F) = \sigma \{M_{LP}[A_p(F)] + M_{LP}[M_p(F)]\} = \sigma \{W_1[W_0(F_a^c)] + W_1[W_0(F_m^c)]\}, \quad (3)$$

式中:

$$\sigma \text{——sigmoid 激活函数, } \sigma = \frac{1}{1 + e^{-x}};$$

M_{LP} ——多层感知器;

$A_p(F)$ ——平均池化处理特征图 F ;

$M_p(F)$ ——最大池化处理特征图 F ;

W_1, W_0 ——多层感知器的参数;

F_a^c ——特征图 F 经平均池化处理后得到的特征图;

F_m^c ——特征图 F 经最大池化处理后得到的特征图。

空间注意力模块得到输入特征图后,作一次基于通道的最大池化和平均池化,得到两个 $H \times W \times 1$ 的特征图,并进行基于通道的拼接。然后经过 7×7 卷积降维为

一个通道,再经过 sigmoid 生成空间注意力特征图。空间注意力特征图和试验模块的输入特征图作乘法,得到最终生成的特征。空间注意力模块结构见图 6。

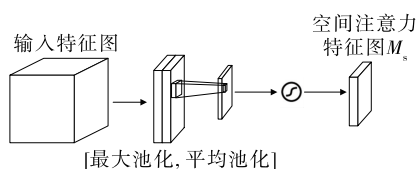


图 6 空间注意力模块结构

Figure 6 Spatial attention module structure

其函数表达式为:

$$M_s(F) = \sigma \{ F_{\text{iter}}^{7 \times 7} [A_p(F); M_p(F)] \} = \sigma \{ F_{\text{iter}}^{7 \times 7} [F_a^s; F_m^s] \}, \quad (4)$$

式中:

$F_{\text{iter}}^{7 \times 7}$ ——滤波器大小为 7×7 的卷积运算。

3 试验分析

3.1 试验环境与数据集

所有试验均在 Ubuntu18.04 操作系统下进行,处理器为 Intel i7 CPU,显卡采用 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti,11 GB 显存,使用 pytorch 深度学习框架,通过 CUDA10.2 进行运算加速。

试验图像数据集来源于宜宾某酒厂,其中大青花 1 527 张,小青花 1 540 张,云花 1 521 张,二花 1 540 张,共 6 128 张,按 8:1:1 的比例随机划分训练集、验证集和测试集。

3.2 试验环境与数据集

为客观评价模型性能,使用模型大小、参数量、计算量、检测速率帧每秒(FPS)和平均精度均值(mAP)等作为评价指标,按式(5)计算 M_{AP} 。

$$M_{AP} = \frac{1}{N} \sum A_{P,a}, \quad (5)$$

式中:

M_{AP} ——平均精度均值, %;

N ——酒花种类数;

$A_{P,a}$ ——a 类酒花的平均精度, %。

3.3 试验预处理

3.3.1 数据标注方式 依据“看花摘酒”原理,根据酒花形状、大小、坐花时间等特征判断酒花种类。文献[2-3, 13]为采集图像中酒花明显区域进行处理分类;但文献[4-5]是将整张图像处理后进行分类。设置对照组验证试验特征提取方式,即数据标注方式,a 组使用酒花明显区域提取特征,b 组使用整个酒液面提取特征。

从每类酒花图像中随机挑选 50 张,共 200 张,按 8:1:1 的比例随机划分训练集、验证集和测试集。使用 YOLOv5s 进行训练并测试,由于数据集较小,设置训练

轮次为 1 000, batch_size 为 16,超参数设置见表 2。

由图 7 可知,a、b 两组均在训练 600 次后趋于稳定。经测试,a 组 mAP 为 54.4%,b 组 mAP 为 77.9%,表明使用整个酒液面提取特征得到的结果更好。机器视觉能够从细节处观察到人眼不易观察到的酒花特征,使用整个酒液面提取特征也可以使网络学习到更多的酒花特征,因此,使用整个酒液面训练的网络的检测精度更高。

3.3.2 anchor 的设置 对于目标检测,anchor 的设置会影响到网络的最终效果。YOLOv5 的默认 anchor 是基于 coco 数据集聚类得到的,不适用于文中的数据集。K-means 是基于欧式距离的聚类算法,其认为两个目标的距离越近,相似度越大。采用 K-means 算法对数据集标注的 anchor 进行聚类统计,根据结果将 anchor 重新设置为[352, 171, 362, 173, 374, 183],[444, 188, 451, 193, 475, 212]和[498, 223, 541, 227, 554, 243],其中第 1 行数据是最大特征图上的 anchor,第 2 行数据是中间特征图上的 anchor;第 3 行数据是最小特征图上的 anchor。将使用新旧 anchor 的网络进行训练和测试,试验结果见图 8。

由图 8 可知,使用默认 anchor 的网络 mAP 为 87.0%,使用 K-mean 聚类 anchor 的网络 mAP 为 88.5%。使用新的 anchor,不仅 mAP 提升了 1.5%,而且网络拟合得更快更稳定。

表 2 试验超参数设置

Tabel 2 Experimental super parameter setting

参数项	参数值
lr0	0.01
lrf	0.2
momentum	0.937
weight_decay	0.000 5
warmup_epochs	3
warmup_momentum	0.8
warmup_bias_lr	0.1

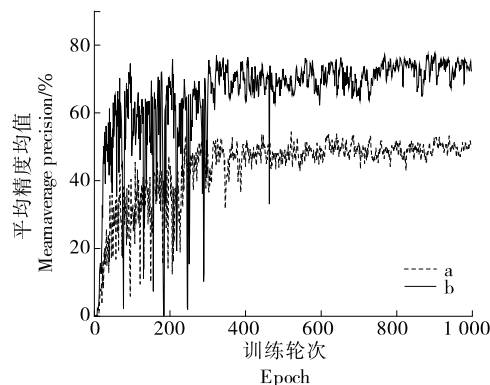


图 7 数据标注方式试验结果

Figure 7 Experimental results of data annotation method

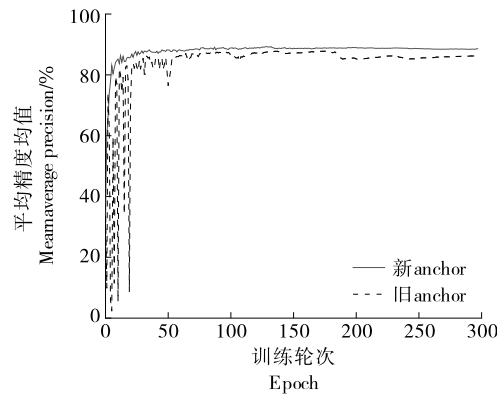


图8 新旧 anchor 网络试验结果

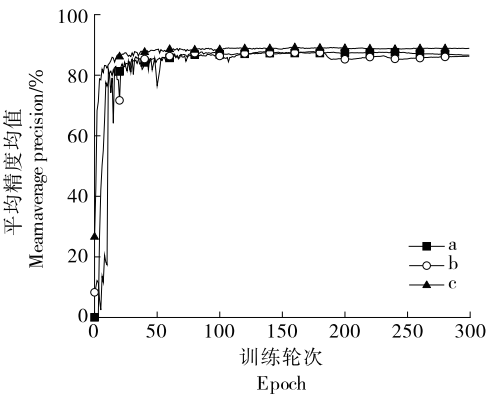
Figure 8 Experimental results of new and old anchor networks

3.4 消融试验结果与分析

试验的超参数设置与表 2 一致,网络的训练轮次设置为 300, batch_size 为 32。训练前进行 3 次预热学习,其中预热学习动量为 0.8,预热初始学习率为 0.1。通过预热学习,模型变得更加稳定,收敛速度更快,效果更佳。

图 9 为各网络试验结果,具体参数见表 3。

由于试验采用整个酒液面提取酒花特征,尺度较大,所以 YOLOv5s 的主干网络更换为 ShuffleNetV2 后检测精度变化不大,仅下降了 0.5%。同时,主干网络更换为轻量网络后,发生轻微抖动,但训练 53 次后达到稳定。



a. 未改动的 YOLOv5s 网络 b. 使用 ShuffleNetV2 替换 YOLOv5s 主干网络后的网络 c. 试验提出的轻量型 YOLOv5 网络

图9 各网络试验结果

Figure 9 Experimental results of each network

试验提出的轻量型 YOLOv5s,不仅比前两者拟合得更快更稳定,而且在检测精度上还有所提升, mAP 达到 90.8%,比 YOLOv5s 高 2.3%,比 YOLOv5s + ShuffleNetV2 高 2.8%。此外,轻量型 YOLOv5s 的参数量为 444 915,模型大小仅 4.3 Mb,与 YOLOv5s 相比,模型轻量 92.5%,参数量减少 93.7%,计算量降低 63.4%。由于网络加深,轻量型的 FPS 有所降低,但仍有 526,满足实时检测的要求。

表 3 消融试验结果

Tabel 3 Ablation experimental results

模型名称	模型大小/Mb	参数量	FLOPs	FPS	mAP/%
YOLOv5s	57.1	7 062 001	16.4G	591	88.5
YOLOv5s+ShuffleNetV2	4.3	444 689	6.0G	535	88.0
轻量型 YOLOv5(YOLOv5s+ShuffleNetV2+CBAM)	4.3	444 915	6.0G	526	90.8

3.5 结果与分析

在使用试验数据集的基础上,将试验算法与文献[3]、文献[5]和 YOLOv4 进行对比。为方便比较,通过算法执行时间比较算法的速度,通过准确率比较算法的分类性能。准确率定义为:

$$A = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(y_i^* = y_i), \quad (6)$$

式中:

A——准确率, %;

N——测试样本数量;

y_i ——第 i 个样本的分类标签;

y_i^* ——算法对第 i 个样本的识别结果。

当分类标签和识别结果一致时, $I(x)$ 为 1, 否则为 0。

由表 4 可知,在准确率方面,4 种方法均能够满足工业分类要求,且以试验模型的结果最佳,文献[3]设计的

卷积神经网络仅有 13 层,为 4 种模型中层数最少的,所以其准确率低;在执行时间方面,试验模型用时最短,仅文献[5]的 12.7%,YOLOv4 的 24.1%,文献[3]耗时最长,其主要原因是该算法前景区提取耗时 4 200 ms,如果拍摄设备和盛酒器位置发生改变,前景区还需重新提取;在模型大小方面,试验模型的占用内存最少,分别比文献

表 4 对比试验结果

Tabel 4 Comparative experimental results

模型名称	模型大小/Mb	参数量	FLOPs	执行时间/ms	准确率/%
文献[3]	48.5	11.91M	0.4G	4 202.43	91.3
文献[5]	537.4	138.00M	15.5G	15.00	96.7
YOLOv4	512.3	63.95M	141.5G	7.90	98.2
试验模型	4.3	0.44M	6.0G	1.90	99.2

[3] 少 91.1%, 比文献 [5] 少 99.2%, 比 YOLOv4 少 99.2%, 更有利于部署在嵌入式设备上。综上, 试验模型具有巨大优势。

4 结论

提出了一种轻量型 YOLOv5 的白酒酒花实时检测方法。结果表明, 改进后的轻量型 YOLOv5 比原 YOLOv5s 模型缩小了 92.5%, 参数减少了 93.7%, 计算量降低了 63.4%, 平均精度均值提高了 2.3%。在保持较高平均精度均值的同时, 模型大小、参数量和计算量大幅降低, 大大降低了模型对硬件配置的要求, 满足了在嵌入式设备部署的条件, 比现有酒花分类方法具有更大优势。后续研究中可以增加训练数据量, 特别是相邻阶段的酒花图像数量, 以提升模型的检测精度。

参考文献

- [1] 周海燕, 张宿义, 敖宗华, 等. 白酒摘酒工艺的研究进展[J]. 酿酒科技, 2015(3): 105-107.
ZHOU H Y, ZHANG S Y, AO Z H, et al. Research progress in liquor-receiving technology of baijiu (liquor) production[J]. Liquor-Making Science & Technology, 2015(3): 105-107.
- [2] 杨静娴, 任小洪. 基于图像处理的白酒酒花轮廓检测[J]. 食品与机械, 2019, 35(12): 52-55, 145.
YANG J X, REN X H. Liquor hop contour detection based on image processing[J]. Food & Machinery, 2019, 35(12): 52-55, 145.
- [3] 余锴鑫. 基于图像分类算法的自动化摘酒方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2019: 39-51.
YU K X. Research on automatic wine picking method based on image classification algorithm [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019: 39-51.
- [4] 杨静娴, 任小洪. 基于多纹理特征的白酒摘酒酒花图像分类识别[J]. 包装与食品机械, 2021, 39(4): 38-45.
YANG J X, REN X H. Classification and recognition of liquor receiving hops images based on multiple texture feature extraction[J]. Packaging and Food Machinery, 2021, 39(4): 38-45.
- [5] 潘斌, 韩强, 姚娅川. 基于卷积神经网络的白酒酒花分类研究[J]. 食品与机械, 2021, 37(10): 30-37, 88.
PAN B, HAN Q, YAO Y C. Research on classification of liquor hops based on convolution neural network[J]. Food & Machinery, 2021, 37(10): 30-37, 88.
- [6] 何盛国, 冯涛, 孙毅, 等. 温度、压力和酒精度控制量质摘酒装置: CN201210569678.2[P]. 2013-07-31.
HE S G, FENG T, SUN Y, et al. Temperature, pressure and alcohol control quality wine picking device: CN201210569678.2[P]. 2013-07-31.
- [7] 赵平. 一种自动化操作的白酒量质摘酒装置: CN206188782U[P]. 2017-05-04.
ZHAO P. An automatic baijiu quality liquor extraction device: CN206188782U[P]. 2017-05-04.
- [8] 孙中理, 蔡海燕, 刘义会, 等. 基于量质摘酒工艺的自动化摘酒技术研究[J]. 酿酒科技, 2020(1): 17-19, 23.
SUN Z L, CAI H Y, LIU Y H, et al. Automated liquor-gathering technology based on liquor-gathering according to quality grade[J]. Liquor-Making Science & Technology, 2020(1): 17-19, 23.
- [9] 黄建勇, 吴生文, 付建生, 等. 特香型白酒量质摘酒新工艺的研究及应用[J]. 中国酿造, 2021, 40(6): 157-161.
HUANG J Y, WU S W, FU J S, et al. Research and application of new distillation technology based on liquor quality for te-flavor baijiu[J]. China Brewing, 2021, 40(6): 157-161.
- [10] 范明明. 基于近红外技术的白酒摘酒在线检测装置开发[D]. 镇江: 江苏大学, 2019: I-II.
FAN M M. Development of on-line detection device for liquor picking based on near-infrared technology[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019: I-II.
- [11] 何超, 余东, 李战国, 等. 近红外光谱技术在量质摘酒中的应用探索[J]. 酿酒, 2019, 46(4): 58-60.
HE C, YU D, LI Z G, et al. Application of near infrared spectroscopy to gathering distillate according to the quality[J]. Liquor Making, 2019, 46(4): 58-60.
- [12] 周友伍. 白酒近红外在线摘酒技术研究及应用[Z]. 安徽省, 安徽古井贡酒股份有限公司, 2018-08-11.
ZHOU Q W. Research and application of near infrared on-line wine picking technology for baijiu [Z]. Anhui Province, Gujing Group, 2018-08-11.
- [13] 田子宸. 基于计算机视觉的智能摘酒方法研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2020: 15-21.
TIAN Z C. Research on intelligent liquor selection method based on computer vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020: 15-21.
- [14] 王友战. 看酒花接酒在今天的运用[J]. 酿酒, 1993(4): 58.
WANG Y Z. The use of liquor-receiving according to liquor hops today[J]. Liquor Making, 1993(4): 58.
- [15] 王玲敏, 段军, 辛立伟. 引入注意力机制的 YOLOv5 安全帽佩戴检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(9): 203-312.
WANG L M, DUAN J, XIN L W. Yolov5 helmet wear detection method with introduction of attention mechanism [J]. Computer Engineering and Applications, 2022, 58(9): 203-312.
- [16] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Press, 2017: 936-944.
- [17] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation[C]// Proceedings of 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE Press, 2018: 1-9.
- [18] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: Practical guidelines for efficient CNN architecture design[J]. Computer Science, 2018, 11 218: 122-138.
- [19] 李志刚, 张娜. 一种轻量型 YOLOv5 交通标志识别方法[J]. 电讯技术, 2022, 62(9): 1 201-1 206.
LI Z G, ZHANG N. A light weight YOLOv5 traffic sign recognition method[J]. Telecommunication Engineering, 2022, 62(9): 1 201-1 206.
- [20] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]// ECCV 2018: Proceedings of the 2018 European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2018: 3-19.