DOI:10.13652/j.spjx.1003.5788.2024.80988

基于改进YOLOv5s的白酒摘酒酒度检测方法

王 泷[1] 纪元霞[1] 吴红刚[2] 杨润玲[1] 鲁绍坤[1,3]

（1. 云南农业大学,云南 昆明 650500; 2. 云南财经大学,云南 昆明 650221;
3. 云南赤水源酒业有限责任公司,云南 昭通 657000）

摘要:[**目的**]提高白酒的质量和产量,实现摘酒酒度的高效精准检测,建立改进YOLOv5s的白酒摘酒酒度模型。[**方法**]结合YOLOv5s模型的自动提取特征,利用ShuffleNetV2轻量化模块替换原始模型中的特征提取模块,减少模型层级结构,使模型更加轻量化;在特征提取部分添加CBAM双通道注意力机制,提取不同维度的特征信息;使用SIOU损失函数替换原始模型的损失函数;构建一个基于YOLOv5s改进模型的白酒酒度检测方法。[**结果**]改进后的模型准确率为91.9%,模型大小为6.7 MB,召回率和平均精度均值分别为89.3%和96.3%,较原始YOLOv5s模型分别提升了10.3%和12.3%;与当前主流的YOLOv3、YOLOv5m和YOLOv8等模型相比,平均精度均值分别提升了44.3%,9.3%,13.1%。[**结论**]试验提出的YOLOv5s改良模型对白酒摘酒酒度检测具有较高的准确率。

关键词:摘酒;YOLOv5s;酒度;CBAM注意力机制;SIOU损失函数;ShuffleNetV2轻量化模型

Detection of alcohol content in liquor gathering based on improved YOLOv5s

WANG Shuang[1] *JI Yuanxia*[1] *WU Honggang*[2] *YANG Runling*[1] *LU Shaokun*[1,3]

（1. *Yunnan Agricultural University*, *Kunming*, *Yunnan* 650500, *China*; 2. *Yunnan University of Finance and Economics*, *Kunming*, *Yunnan* 650221, *China*; 3. *Yunchi Distillery Co.*, *Ltd.*, *Zhaotong*, *Yunnan* 657000, *China*）

Abstract: [**Objective**] To improve the quality and yield of liquor by achieving efficient and accurate detection of alcohol content during the liquor gathering process and to develop an detection model of alcohol content in liquor gathering based on improved YOLOv5s. [**Methods**] This study replaces the original feature extraction module of the YOLOv5s model with the lightweight ShuffleNetV2 module to reduce the model's depth, making it more compact. The convolutional block attention module (CBAM) dual-channel attention mechanism is added to the feature extraction process to capture features from different dimensions. The SIOU loss function is used to replace the original model's loss function. A novel method for alcohol content detection based on the improved YOLOv5s model is proposed. [**Results**] The improved model achieves an accuracy of 91.9%, with a model size of 6.7 MB. The recall rate and mean average precision (mAP) are 89.3% and 96.3%, respectively, showing an increase of 10.3% and 12.3% over the original YOLOv5s model. Compared to current mainstream models like YOLOv3, YOLOv5m, and YOLOv8, the mAP has increased by 44.3%, 9.3%, and 13.1%, respectively. [**Conclusion**] The improved YOLOv5s model proposed in this paper provides high accuracy in detecting alcohol content during the liquor gathering.

Keywords: liquor gathering; YOLOv5s; alcohol content; CBAM attention mechanism; SIOU loss function; ShuffleNetV2 lightweight model

白酒是中国特有的蒸馏酒。“摘酒”是白酒酿造过程中的关键环节,它影响着白酒的香气、口感等。摘酒过程中,判断白酒从蒸馏装置流出时的度数,将不同度数的白酒分装在不同的接酒罐中,以此实现分段摘酒的目标。目前,大多数酒厂仍采用传统的“看花摘酒”和“边摘边尝”的摘酒方法,严重依赖于工人的工作经验,受摘酒师

基金项目:云南“科技人才与平台计划”院士专家工作站(编号:202305AF150210)
通信作者:鲁绍坤(1974—),男,云南农业大学副教授,博士。E-mail: lsk999@126.com
收稿日期:2024-09-26 **改回日期:**2025-05-24
引用格式:王泷,纪元霞,吴红刚,等. 基于改进YOLOv5s的白酒摘酒酒度检测方法[J]. 食品与机械,2025,41(7):65-71.
Citation:WANG Shuang, JI Yuanxia, WU Honggang, et al. Detection of alcohol content in liquor gathering based on improved YOLOv5s [J]. Food & Machinery, 2025, 41(7): 65-71.

主观因素以及环境因素的影响较大。通过计算机精确判断酒度，可实现智能白酒摘酒，有利于提升白酒质量和产量，而精准、快速的摘酒酒度检测是实现自动摘酒的先决条件。

目前，有关白酒酿造过程中的自动化摘酒技术路线主要有传感器技术、计算机视觉技术和近红外光谱分析技术3种。传感器技术主要通过传感器感知原酒的密度、温度，利用其与酒精度之间的数值关系，经过计算得到酒精度，从而实现自动化摘酒。林慧等[1]提出了基于传感器技术的自动化摘酒技术，在线检测仪可以直接测量参数变化的摘酒，且该方法应用方便，操作简单。韩伟涛[2]提出了基于转子泵与音叉传感技术的白酒酒度在线测量系统，该方法可以降低生产成本，提高酒类质量，满足生产需求，突破白酒酒度测量的关键技术。计算机视觉技术主要通过识别酒花特征并以此为依据进行摘酒。刘智萍等[3]提出了酒花实时检测分类模型，以YOLOv5s作为初始模型，使用K-mean聚类的锚框取代默认锚框，使用ShuffleNetV2网络替换YOLOv5s主干网络进行特征提取，增加了CBAM注意力机制，从而解决了白酒传统方法“看花摘酒”的主观性和不稳定性的问题。余锴鑫[4]设计了自动化摘酒系统，采用快速椭圆检测的流酒碗前景提取方法，通过图像识别确认了流酒碗的位置。田子宸[5]设计了基于卷积神经网络的酒花分类程序和基于异常圆弧线段剔除的快速圆检测方法。杨静娴等[6-7]针对不同阶段的白酒酒花进行采集和图像处理，提取得到清晰的摘酒酒花轮廓，验证了通过白酒摘酒酒花特征进行白酒酒度分级的可行性。潘斌等[8]采用图像处理技术对原始图像进行图像滤波后通过核支持向量机（KSVM）实现对酒花图片的分类。近红外光谱技术主要通过近红外光谱技术在线检测原酒酒精度，从而实现自动化摘酒。范明明[9]提出了基于近红外技术的白酒摘酒在线检测装置，采用PLC控制程序进行在线监控，以白酒中酒精浓度这一定量分析指标实现了多指标同步快速无损检测，实现了数字化精准摘酒。

传感器技术和近红外光谱技术均是以白酒酒精度作为判断标准。基于温湿度传感器的检测方法中使用了多种类、多个传感器，每个传感器都有可能引入检测误差，同时从温湿度到酒精度的转换计算模型也会引入一定的误差。基于计算机视觉技术的检测方法以白酒酒花特征为依据，模仿人工看花摘酒的方式实现自动化摘酒，虽然实现了自动化，但其判断标准仍来自人工经验。基于近红外光谱技术的方法能快速得到较精确的酒精度，但其校准过程较为复杂，对水的吸收影响较大。

基于计算机视觉和图像处理技术相结合的方法具有成本低、方便快捷和易于实现大规模摘酒的优点。研究设计了一种折光仪＋基于计算机视觉的智能化摘酒系统，利用折光仪直接测量酒度，不仅有较高的检测度，同时，折光仪操作简便，自动化程度高，适用于工业生产。系统结构如图1所示。

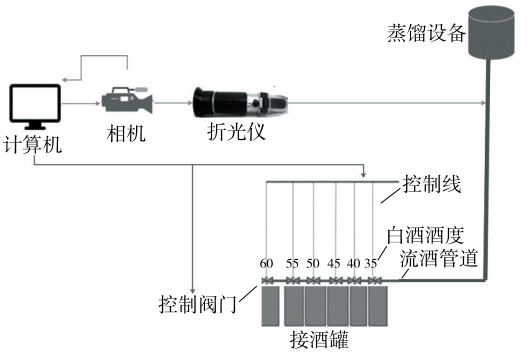


图1　智能化摘酒系统模型

Figure 1　Intelligent liquor gathering system model

该系统由计算机、相机、折光仪、接酒罐、流酒管道、蒸馏设备以及控制线组成。当白酒从接酒罐中流出，在蒸馏设备下放置折光仪用于检测白酒度数，可设置管道控制酒液的流出量和流出速度；折光仪镜筒处安装拍摄设备用于拍摄折光仪所检测出的流出的白酒度数，并将相机所拍摄的酒度图像传输到计算机中，在计算机中应用目标检测模型识别判断出不同的白酒度数；根据识别结果，通过控制线控制不同酒度的酒液流向，使其流入相应的接酒罐中。

研究拟提出一种基于改进YOLOv5s的白酒摘酒的酒度检测方法，改进后的检测模型利用ShufferNetV2替换原有YOLOv5s的主干特征提取网络，减少网络模型的参数量；引入CBAM双通道注意力机制，加强网络对摘酒酒度特征信息的关注度，解决因酒度图像区域面积小和容易与背景信息混淆的问题；将损失函数替换为SIOU缓解预测框与真实框之间方向不匹配的问题，并进行验证实验，以期实现高准确率的快速白酒摘酒酒度检测。

1　材料与方法

1.1　试验平台及参数

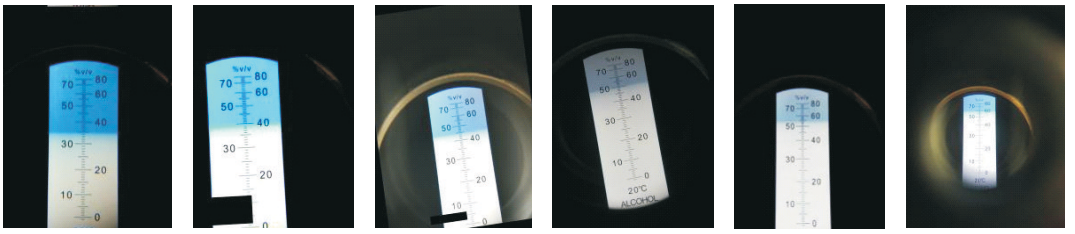
模型均在Ubuntu20.04操作系统下进行训练，硬件设备CPU为12 vCPU Intel（R）Xeon（R）Platinum 8255C，GPU为RTX3080显卡，显存为10 GB，主机内存为40 GB，Cuda版本为11.3，深度学习框架采用Pytorch，版本为1.11.0，Python作为编译语言，版本为3.8。模型训练中设置输入图片大小为640像素×640像素，批量大小（batch size）为16，训练总轮数100轮。

1.2　试验数据集

试验所用白酒酒度原始图像数据集来自云南赤水源酒业有限责任公司雨河镇茶山酒厂。共采集35%~

60%vol 6种酒度的小曲清香型白酒。其中,35%,40%vol为尾酒,适于高度酒的调酒基酒;45%,50%vol为中段酒,酒体中各类微量物质较为协调口感较好;55%,60%vol为高度酒,口感较为辛辣。拍摄时间为2023年8—10月8:00—17:00,拍摄设备为HUAWEIP30智能手机,拍摄镜头分辨率为2 736像素×3 648像素,酒精浓度检测仪器设备为折光仪。

使用Labelimg矩形区域标注软件对白酒酒度的数据集进行人工标注,以获取图像中目标酒度的刻度位置及类别信息,将包含的酒度类别及刻度信息存储至对应的txt文件中,完成数据集构建,将试验数据按8:2随机划分为训练集和测试集,构建的每个数据集都包含采集的白酒酒度图像和标注的标签信息。各类白酒酒度图像部分信息如图2所示,数据集分布见表1。



35%vol　40%vol　45%vol　50%vol　55%vol　60%vol

图2　样本数据集

Figure 2　Sample dataset

表1　酒度图片及类别

Table 1　Alcohol content images and categories

酒度/%vol	原始数量	扩增后数量
35	200	635
40	200	635
45	200	635
50	200	635
55	200	635
60	200	635
总计	1 200	3 810

1.3　目标检测模型

目标检测分为一阶段目标检测和两阶段目标检测两大类。Faster-RCNN[7]为二阶段目标检测代表算法,精度较高,但与以YOLO为代表的一阶段算法相比,检测速度较慢,不能满足摘酒工艺实时性高的要求。第一阶段目标检测算法通过卷积神经网络直接预测目标的位置和类别信息,在保证检测精度的同时,更符合目标检测的实时性要求。

根据网络的深度和宽度,YOLOV5模型可分为YOLOv5n、YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 5种结构。其中,YOLOv5s较为简洁且检测精度较高,模型存储需求空间较小,可作为轻量化检测的基准模型。试验以YOLOv5s为基础,结合白酒加工过程,针对摘酒酒度检测的应用需求对模型进行改进。

YOLOV5s模型结构主要包括输入端(Input)、骨干网络(Backbone)、颈部网络(Neck)和输出端(Head)4个部分(见图3)。输入端采用Mosaic数据增强、自适应锚框计算以及自适应图片缩放操作。Mosaic数据增强方式对数据集进行随机缩放、剪裁和排布,可提高数据集的复杂度,从而丰富数据集,提升模型的鲁棒性。自适应锚框计算在初始锚框基础上输出预测框,对比并计算真实框和预测框之间的差距,进行反向更新,从而在训练中计算不同训练集中的最佳锚框值。自适应图片缩放使得模型推理速度得到提升。主干网络使用CSPDarknet53,采用Focus切片操作和CSP结构获取多层特征图,使得训练出的模型准确性较高,同时还能保持轻量化。Neck部分使用FPN+PAN网络结构,FPN从上到下利用上采样处理方法将高层的特征信息和底层特征进行融合,计算出预测的特征图,PAN网络自底向上传达强定位特征,对不同的检测层进行参数聚合[8−10]。

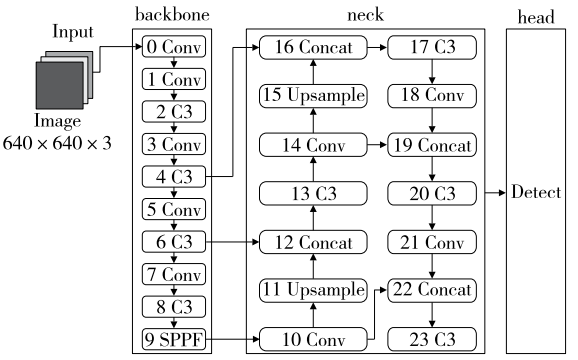


图3　YOLOv5s网络结构

Figure 3　YOLOv5s network structure

1.4　YOLOv5s网络改进

1.4.1　ShufferNetv2主干特征提取网络　为使改进YOLOV5s检测白酒酒度网络结构更加轻量化,采用

ShuffleNetv2特征提取主干网络(见图4)。与其他轻量级的模型相比,ShuffleNetv2的速度更快,准确率更高,但模型的参数量却大幅度减少。同时,ShuffleNetV2可以通过设定每个单元之间的通道数调整模型的复杂度[11]。ShuffleNetV2模型为基于ShuffleNetV1的优化模型。ShuffleNetV1利用残差网络构造ShuffleNet模块,通过通道混洗(CS)、深度可分离卷积(DWC)在增强模型的特征提取能力的同时降低计算的复杂度[12]。在ShuffleNetV1中,采用逐点组卷积和类瓶颈结构。分组卷积使用多通道增加网络容量,但大量的分组卷积数量增加了存储访问成本。ShuffleNetV2在ShuffleNetV1的基础上引入通道分割算子进行通道拆分,减少了组卷积的使用;并将ShuffleNetV1中的加运算替换为拼接运算,减少了元素级操作[13]。

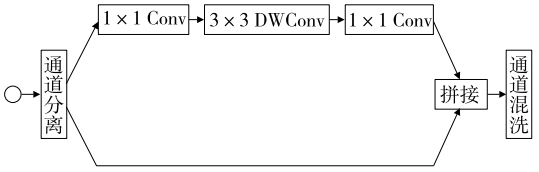


图4　ShuffleNetV2结构

Figure 4　ShuffleNetV2 structure

1.4.2　CBAM注意力机制　CBAM注意力机制通过引入通道注意力(CAM)和空间注意力(SAM),自适应地学习目标特征的重要信息,突破传统卷积神经网络在处理不同尺度、方向信息的局限性,提高模型的感知能力,其结构如图5所示。

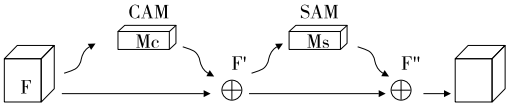


图5　CBAM注意力结构图

Figure 5　CBAM attention structure

通道注意力模块(CAM)如图6所示。模块输入特征图F,通过对其进行最大池化提取图F的显著特征,同时通过平均池化保持了图像特征的平滑性,避免信息大量丢失。两种池化操作在保留重要的特征信息的同时降低了特征图的尺寸和计算复杂度。池化后的特征进入共享全连接层进行通道数压缩以及激活函数(ReLU)处理,生成两个激活后的特征图(平均池化特征和最大池化特征),两个特征加和后经过sigmoid函数激活,得到输入特征的每个通道的权重MC。

空间注意力模块(SAM)如图7所示。通道注意力模块处理后得到的通道权重与输入特征的对应元素相乘得到SAM输入特征图F'。在SAM中,F'经过最大池化和平均池化后得到2个二维向量,将其沿着通道维度进行拼接得到具有不同尺度上下文信息的特征图,然后进入卷积层进行处理,应用sigmoid函数激活得到注意力权重Ms,将权重Ms与输入特征对应元素相乘得到最终的特征图[14-15]。

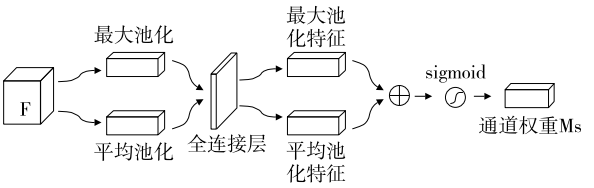


图6　CAM注意力结构图

Figure 6　CAM attention structure

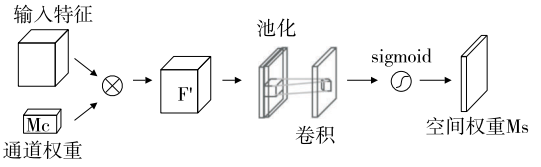


图7　SAM注意力结构图

Figure 7　SAM attention structure

1.4.3　SIOU损失函数　传统的目标检测损失函数为交并比损失(IoU),通过比较预测框和真实框的交集和并集面积来度量其重叠程度。YOLOv5s默认使用的损失函数为CIoU,其在传统的IoU损失函数的基础上进行了改进,引入中心点距离和宽高比的修正项来更全面地评估预测框与真实框之间的相似度,但CIoU忽略了预测框和真实框之间不匹配的方向,导致模型训练效率不高。试验使用SIOU(SCYLLA-IoU)损失函数替换CIoU。SIoU考虑了真实框和预测框之间的向量角度,重新定义了角度损失、距离损失、形状损失和IoU损失;考虑了方向上预测框与真实框之间不匹配情况,进而提高模型的训练效率[15]。

1.4.4　改进的YOLOv5s摘酒酒度检测模型　在YOLOV5s模型结构的基础上,先将主干特征提取网络替换为ShuffleNetv2,以减少模型的层级结构使模型更加轻量化。其次,在检测头的前端嵌入CBAM注意力机制,在通道和空间上提取不同维度的酒度有效信息,增强其检测效果。将损失函数替换为SIOU,加快模型的收敛速度,从而构成改进YOLOV5s的白酒摘酒酒度检测网络(见图8)。

1.5　评估指标

选择精确率(Precision)、召回率(Recall)、平均精度均值(mAP)、模型占用内存作为主要的评估指标,并分别按式(1)~式(4)进行计算。

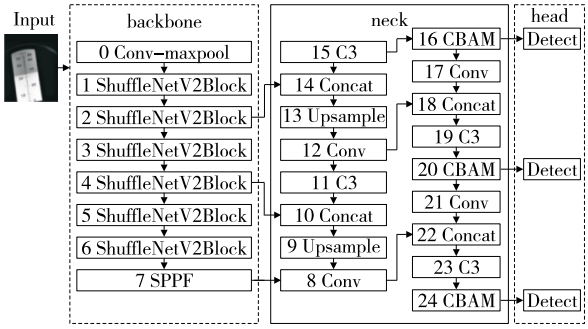


图8　改进后YOLOV5s结构图

Figure 8　Structure of YOLOV5s after improvement

$$\text{Precision}=\frac{T_P}{T_P+F_P}, \tag{1}$$

$$\text{Recall}=\frac{T_P}{T_P+F_N}, \tag{2}$$

$$\text{AP}=\int_0^1 \text{Precision}(\text{Recall})\,d_{\text{Recall}}, \tag{3}$$

$$\text{mAP}=\frac{\sum \text{AP}}{N(\text{class})}, \tag{4}$$

式中:

Precison——精确率;

Recall——召回率;

T_P——模型正确预测的正例;

F_P——模型错误预测的正例;

F_N——漏检的正例;

AP——平均精度(单个类别);

mAP——所有类别AP平均值;

N——类别数量。

2　结果与分析

2.1　注意力机制对比试验

为验证在YOLOv5s检测模型中添加CBAM注意力机制对白酒酒度检测效果的提升,在相同的试验位置分别添加了ECA、EMA、CA、SE以及CBAM 5种不同注意力机制进行对比试验,结果见表2。

表2　不同注意力对比结果

Table 2　Comparison results of different attention mechanisms　%

模型	精确度	召回率	平均精度均值
YOLOv5s+ECA	74.3	93.4	86.0
YOLOv5s+EMA	68.9	86.3	86.7
YOLOv5s+CA	77.1	94.5	87.9
YOLOv5s+SE	69.0	92.9	85.9
YOLOv5s+CBAM	78.4	87.5	89.0

由表2可知,CBAM、EMA、CA 3种注意力的平均精度均值均有所提升,相较于原始模型分别提升了3.0%,0.7%,0.9%,其中,CBAM注意力的添加对模型检测效果的提升最显著,可能是CBAM为双重注意力机制,能够同时关注通道和空间维度上的重要特征,通过动态调整特征图中每个通道和空间位置的重要性,自适应地重标定特征,从而增强模型的特征表达能力。

2.2　消融试验

为验证各项改进模块对白酒酒度检测性能的影响,设计了8组不同的消融试验,并在相同的试验环境下进行验证,结果见表3。

表3　消融试验结果

Table 3　Results of ablation experiment

模型	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	模型大小/M
YOLOV5s	79.6	94.7	86.0	14.4
YOLOv5s+SIOU	80.5	96.1	86.5	14.4
YOLOv5s+CBAM	78.4	97.1	89.0	14.4
YOLOv5s+ShuffleNetV2	87.9	87.5	93.7	6.7
YOLOv5s+CBAM+SIOU	82.0	99.7	91.4	14.4
YOLOv5s+SIOU+ShuffleNetV2	85.0	88.3	93.5	6.7
YOLOv5s+CBAM+ShuffleNetV2	86.5	83.4	92.2	6.7
YOLOv5s+ShuffleNetV2+CBAM+SIOU	91.9	89.3	96.3	6.7

由表3可知,改进损失函数为SIOU模块后,平均精度均值(mAP)比原始模型提高了0.5%,表明SIOU损失函数能更加准确地检测出白酒酒度的图像特征。在模型中添加CBAM注意力机制后,mAP提高了3%,说明CBAM模块的添加能够更加全面、准确地自动寻找到白酒酒度的细节和特征。特征提取网络替换为ShuffleNetV2后,mAP提升了7.7%,模型大小为6.7 MB,表明更换ShuffleNetV2轻量化模块后能够解决白酒酒度特征识别模型在保证模型识别精度提高的同时减小模型所占用的内存大小,从而使模型大小达到轻量化的目的;同时加快模型的收敛

速度，提高检测效果。添加 CBAM 注意力和 SIOU 模块后，mAP 提升了 5.4%；添加 SIOU 和 ShuffleNetV2 模块后，mAP 提升了 7.5%；添加 CBAM 注意力和 ShuffleNetV2 后，mAP 提升了 6.2%。同时对酒度检测模型进行以上 3 个模块改进，mAP 提高了 10.3%。与 YOLOv5s＋ShuffleNetV2 相比，YOLOv5s＋SIOU＋ShuffleNetV2 和 YOLOv5s＋CBAM＋ShuffleNetV2 的 mAP 略有降低，而 YOLOv5s＋ShuffleNetV2＋CBAM＋SIOU 的提高。

在原始模型 YOLOv5s 中嵌入 ShuffleNetV2 特征提取网络后，参数量降低、模型复杂度减少，且模型中特征提取网络的层数减少，降低了对提取到的酒度特征冗余信息的处理次数，模型的层级结构更加简洁，检测精度有所提升。YOLOv5s＋SIOU＋ShuffleNetV2 中由于 SIOU 损失函数与 ShuffleNetV2 模块融合之后容易受噪声、图像遮罩等的干扰，对其标注的精度要求较高，若在样本中出现标注偏差及离群点，会导致过拟合从而降低了精度。YOLOv5s＋CBAM＋ShuffleNetV2 中，ShuffleNetV2 中的通道混洗机制增强了跨通道的信息融合，但与 CBAM 注意力机制对通道信息的关注出现交叉、冗余，出现过拟合现象，因此检测精度降低。在 YOLOv5s 原始模型中嵌入 ShuffleNetV2＋CBAM＋SIOU 模块后，SIOU 损失函数分别对角度损失、形状损失、距离损失和 IOU 交并比损失进行了弥补，考虑到了真实框与预测框之间的向量角度，与 ShuffleNetV2＋CBAM 中对通道信息的关注度达到了一个较好的平衡效果，提升了模型的学习能力和鲁棒性，故检测精度提高。

综上，在初始模型中同时添加 ShuffleNetV2＋CBAM＋SIOU 3 个模块后，模型能够对酒度信息进行快速、准确的提取，同时增强了对有效酒度信息的识别率，提高了模型的收敛效果，从而提升了模型最终的识别精度和准确率。

2.3　主流目标检测模型对比试验

为验证模型改进后的检测效果，对比了几种主流目标检测算法的效果，结果见表 4。由表 4 可知，与 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv3、YOLOv8 模型相比，改进后的模型的 mAP 分别提高了 10.3%，9.3%，8.4%，44.3%，13.1%，验证了改进模型对酒度信息的检测有效性。

改进后的模型在 mAP 上的表现优于其他几种主流模型，准确率最高，模型结构相较于其他模型在结构上更加轻量化。该方法在 YOLOv5s 原始模型中嵌入了 ShuffleNetV2＋CBAM＋SIOU 模块。与基准模型 YOLOv5s 相比，改进后的 YOLOv5s-SCS 模型大小更加轻量化，易于边缘部署，模型收敛速度更快、mAP 更高。由图 9 可知，训练 200 轮后，YOLOv5s-SCS 模型的 mAP 达 96.3%，相比 YOLOv5s 基准模型提高了 10.3 个百分点。

表 4　主流模型对比结果

Table 4　Comparison results of mainstream models　%

模型	准确率	召回率	平均精度均值
YOLOv5s	79.6	94.7	86.0
YOLOv5m	75.7	85.9	87.0
YOLOv5l	79.3	94.4	87.9
YOLOv3	35.8	87.4	52.0
YOLOv8	53.5	96.1	83.2
改进 YOLOv5s	91.9	89.3	96.3

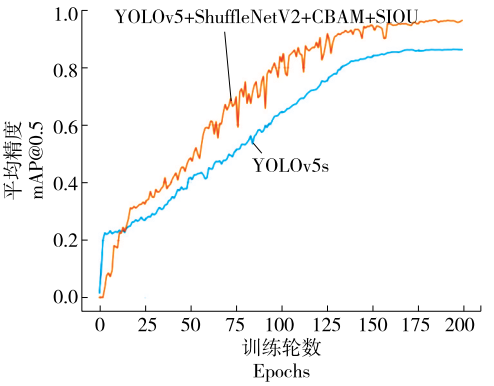


图 9　YOLOv5s 改进前后的训练结果

Figure 9　Training results of YOLOV5s before and after improvement

3　结论

研究提出了一种基于改进 YOLOv5s 模型的 YOLOv5s-SCS 酒度识别方法。该方法能够在自然环境下对白酒摘酒酒度特征信息进行精准、实时、高效的检测，从而实现白酒生产过程中的自动化摘酒。改进后的 YOLOv5s-SCS 模型实现了轻量化，易于在终端部署，能够实现白酒摘酒酒度的智能化识别，模型的精确率、召回率、平均精度均值和模型大小分别为 91.9%、89.3%、96.3%、6.7 MB，且检测效果比 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv3 和 YOLOv8 的更好。后续可引入更加注重细粒度特征的注意力机制，以减少对细微特征的漏检或者错检；在特征提取头部考虑更加全面、细致的方法，以减少光线对检测信息的影响，例如分类和回归的提取和识别技术。

参考文献

[1] 林慧，张宿义，张炼，等. 现代检测技术在白酒自动化摘酒中的研究现状[J]. 食品与机械，2022，38(10)：235-240.
LIN H，ZHANG S Y，ZHANG L，et al. Research status of modern detection technology in automatic liquor picking of Chinese Baijiu[J]. Food & Machinery，2022，38(10)：235-240.

[2] 韩伟涛. 基于转子泵与音叉传感技术的白酒酒度在线测量系

统研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2022: 23-71.
HAN W T. Research on on-line measurement system of Baijiu alcohol content based on rotor pump and tuning fork sensing technology[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2022: 23-71.

[3] 刘智萍, 崔克彬 . 基于深度学习的白酒酒花实时分类方法[J]. 食品与机械, 2022, 38(11): 111-116.
LIU Z P, CUI K B. Real-time classification method for liquor hops based on deep learning[J]. Food & Machinery, 2022, 38 (11): 111-116.

[4] 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: 34-77.
YU K X. Research on automatic wine picking method based on image classification algorithm[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019: 34-78.

[5] 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: 37-71.
TIAN Z C. Research on intelligent liguor selection method based on computer vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2020: 37-71.

[6] 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.

[7] 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.

[8] 潘斌, 陈圩钦, 姚娅川 . 图像分类算法在酒花图像分类中的研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(2): 186-191.
PAN B, CHEN W Q, YAO Y C. Study on image classification algorithm in hops image classification[J]. Automation & Instrumentation, 2021(2): 186-191.

[9] 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: 25-82.
FAN M M. Development of an online detection device for liguor picking based on near-infrared technology[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2019: 25-82.

[10] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1 137-1 149.

[11] 龚惟新, 杨珍, 李凯, 等 . 基于改进YOLOv5s的自然环境下猕猴桃花朵检测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(6): 177-185.
GONG W X, YANG Z, LI K, et al. Detecting kiwi flowers in natural environments using an improved YOLOv5s[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(6): 177-185.

[12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas: IEEE, 2016: 779-788.

[13] ZHU X K, LYU S C, WANG X, et al. TPH-YOLOv5: improved YOLOv5 based on transformer prediction head for object detection on drone-captured scenarios[C]//2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Montreal: IEEE, 2021: 2 778-2 788.

[14] 朱茂景 . 基于视觉SLAM的移动机器人闭环检测算法研究[D]. 杭州: 浙江工商大学, 2022: 27-69.
ZHU M J. Research on loop closure detection algorithm of mobile robot based on visual SLAM[D]. Hangzhou: Zhejiang Gongshang University, 2022: 27-69.

[15] 朱旭阳, 韦春桃, 何蔚, 等 . 结合波段选择与改进Shufflenetv2的土地利用变化检测[J]. 测绘地理信息, 2023, 48(6): 88-93.
ZHU X Y, WEI C T, HE W, et al. Land use change detection based on the combination of band recombination and improved Shufflenetv2[J]. Journal of Geomatics, 2023, 48(6): 88-93.