

基于改进的 YOLOv5 网络的舌象检测算法

张 杨, 辛国江, 王 鑫, 朱 磊

(湖南中医药大学 信息与工程学院, 湖南 长沙 410208)

摘 要:针对目前舌象检测模型在自然状态下对舌象检测存在的误检和漏检的问题,以收集的舌象为研究对象,提出了一种基于 YOLOv5 的自然状态下的舌象检测算法。首先,将原有的 SiLU 激活函数替换为 ReLu 激活函数,减少指数运算,加速舌象检测网络收敛;然后,利用 Ghost 轻量化模块技术,大幅降低舌象检测网络的参数量;最后,将 SimAm 注意力机制融入特征提取网络获取舌象特征,从多维度融合舌象特征,降低自然环境对舌象特征提取的影响。得到一个轻量化的舌象检测模型,在自制的数据集上分析可知:轻量化检测模型参数量达到 7.8 MB,检测的精度达到 96.6%,同时每秒处理帧数高达 86 帧,更适合自然状态下舌象的采集工作。实验结果表明,改进的舌象检测网络在自制舌象数据集上,相比于其它常用检测算法,性能指标上均有不同程度提升,对舌象的检测效果更好。

关键词:舌象检测;YOLOv5;ReLu 激活函数;轻量化;SimAm 注意力机制

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2024)02-0156-07

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2024.02.023

Tongue Image Detection Algorithm Based on Improved YOLOv5 Network

ZHANG Yang, XIN Guo-jiang, WANG Xin, ZHU Lei

(School of Information and Engineering, Hunan University of Chinese Medicine, Changsha 410208, China)

Abstract: Aiming at the problem of false detection and missed detection of tongue image in the natural state of the current tongue image detection model, we propose a tongue image detection algorithm based on YOLOv5 in the natural state with the collected tongue image as the research object. Firstly, the original SiLU activation function is replaced with the ReLu activation function to reduce the exponential operation and accelerate the convergence of the tongue image detection network. Then, Ghost lightweight module technology is used to greatly reduce the number of parameters of the tongue detection network. Finally, the SimAm attention mechanism is integrated into the feature extraction network to obtain tongue features, and the tongue features are fused from multiple dimensions to reduce the influence of the natural environment on the extraction of tongue features. A lightweight tongue image detection model is obtained, which can be analyzed on the self-made dataset; the weight of the lightweight detection model reaches 7.8 MB, the detection accuracy reaches 96.6%, and the number of frames per second is as high as 86 frames, which is more suitable for the collection of tongue images in the natural state. The experimental results show that compared with other commonly used detection algorithms, the performance index of the improved tongue image detection network has been improved to different degrees, and the detection effect of tongue image is better.

Key words: tongue image detection; YOLOv5; ReLu activation function; lightweight; SimAm attention mechanism

0 引言

舌诊对于中医的望诊来说是一项必不可少的步骤,通过观察舌象诊断人体病理变化^[1]。传统舌象分析是依靠中医医生的判断分析,但是由于光照、环境、湿度等自然环境因素影响,极易造成诊断人员的视觉疲劳^[2],从而导致误诊延误患者病情。正确客观的舌诊可以帮助医生更好地分析病人的身体状况,从而更

快确定患者病情。同时智能舌诊分析是舌诊客观化的重要部分,舌诊智能提取是舌诊智能化的关键。

国内众多学者使用传统机器学习的方式,如张新峰等^[3]使用粒子群优化算法对 SVM 模型参数进行优化,对舌象测试样本具有很好的分类效果。颜建军等^[4]使用随机森林模型对建立的齿痕舌特征向量进行分类,进而完成齿痕舌的分类。王奕然等^[5]使用

收稿日期:2023-04-12

修回日期:2023-08-15

基金项目:湖南省一流本科课程(2021-896);湖南省教育科研重点项目(22A0255);湖南省中医药科研计划重点课题(2020002)

作者简介:张 杨(1999-),男,硕士研究生,研究方向为图像处理;通讯作者:辛国江(1979-),男,博士,副教授,研究方向为图像处理、人工智能。

Adaboost 算法对舌象进行初次分类,然后结合级联框架的方式完成舌色的分类任务。以上传统机器学习方法虽然能够较好地分类提取舌象,但还是存在一定不足:算法的稳定性难以达到日常中医望诊的需求,需要人为辅助;算法的时间复杂度较高;检测过程受自然环境影响较大,抗干扰能力较弱。

近年来,随着卷积神经网络的流行,深度学习在图像领域得到快速发展^[6]。国内外学者将深度学习方法应用到舌象检测与分割领域。目前主流的目标检测算法主要分为双阶段检测算法和端到端检测算法。双阶段检测算法主要包含:R-CNN(Region-CNN)^[7],SPP-Net^[8],Fast R-CNN 等。基于端到端的检测算法包含YOLO 系列算法和 SSD 算法。Tang 等^[9]在一阶段引入级联卷积神经网络检测舌象区域,在二阶段将舌象区域发送到分别以 ResNet-50 和 VGG-16 为主干的细粒度分类网络完成舌象识别。刘梦等^[10]通过迁移学习对 500 例舌象进行分类研究,图像识别结果显示,Faster R-CNN 算法不受舌象中病例位置的影响,对舌象分类效果具有很强的适应性。刘佳丽等^[11]首先在YOLOv3 网络上添加密集连接,使网络融合底层特征信息,然后结合通道减枝,缩减模型大小,最后完成裂纹舌的分类。双阶段检测算法精度较高,但对候选框修正分类,需要消耗大量的时间。与其相比,端到端的网络无需产生大量的候选框,可以预测出边界框,无需占用大量的内存空间,同时能保证一定的精度,适合移动端的部署。

针对内存空间和精度问题,该文采用YOLOv5^[12-14]检测算法。该算法具有更快的检测速度,更小的参数量,更适合移动端的部署。

1 相关工作

YOLOv5 的网络架构包括:输入端、主干网络、颈部模块和输出端。

主干网络包含 Focus 模块、C3 模块和空间金字塔池化模块(SPP)。其中 Focus 主要是对特征图进行分片的操作,相当于做池化操作,可以降低运算的次数,提高舌象检测的速度。C3 模块控制 YOLOv5 模型的宽度与深度,形成不同参数量的模型。SPP 模块可以提升舌象特征图的感受野。

颈部模块包含特征金字塔(FPN)模块和路径聚合网络(PAN)模块。特征金字塔模块自顶向下将高层的信息与底层的信息进行融合增强对小目标的检测能力。路径聚合网络模块自底向上将底层的信息与高层的信息进行融合,增强多个尺度的定位信息。

输出端包括 CIOU 损失函数和非极大值抑制(NMS)。CIOU 损失函数综合考虑了检测框与真实框的重叠面积,预测框之间长宽比,检测框与真实框中心点之间的欧氏距离。非极大值抑制作用是筛选YOLOv5 检测出的众多框,剔除冗余预测框,筛选出符合舌象的高质量检测框。

YOLOv5s 网络结构如图 1 所示。

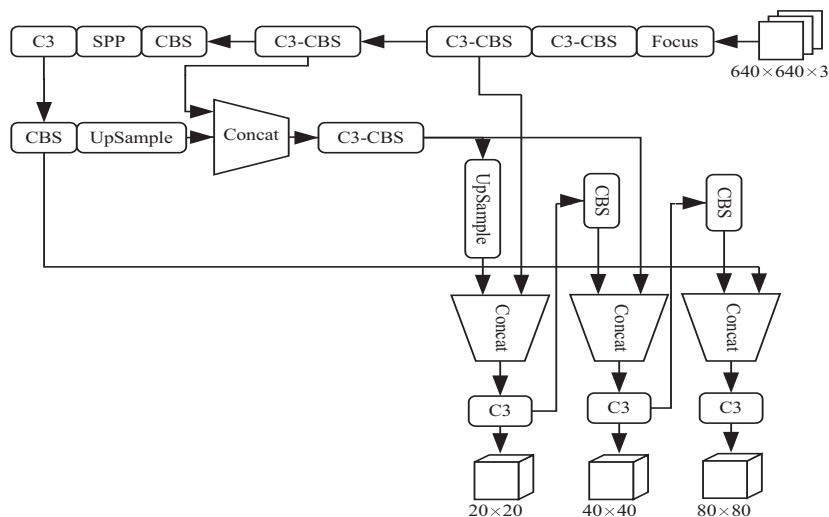


图 1 YOLOv5s 网络结构

2 YOLO-RGS 算法

2.1 YOLO-RGS 算法构建

由于自然环境存在光照弱、有遮挡等复杂场景,针对YOLOv5s 模型在自然环境下存在误检、漏检的问题,该文提出 ReLu 激活函数解决模型在识别舌象过

程中存在指数运算和网络过拟合等问题,Ghost 轻量化模块减少卷积次数,使模型规模减小,SimAm 注意力机制解决模型特征融合能力差的问题,在YOLOv5s 舌象检测网络的基础上实现上述改进,提出了适应复杂自然环境的YOLO-RGS 舌象检测网络。

YOLO-RGS 结构如图 2 所示。

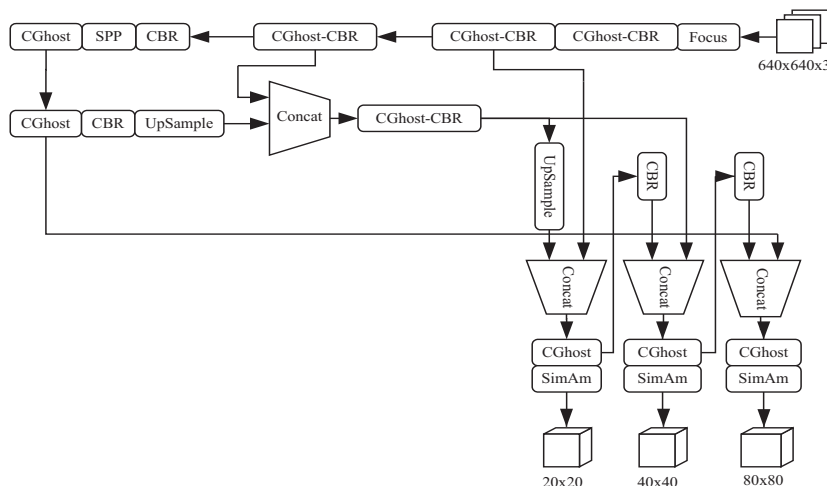


图 2 YOLO-RGS 结构

2.2 ReLu 激活函数

ReLU 激活函数的函数图像与 SiLU 激活函数的函数图像如图 3 所示, x 表示神经网络的特征输入。ReLU 激活函数中当神经网络输入是负值时, 神经元将会被灭活, 使舌象检测网络具有稀疏性特征。当舌象检测网络具有稀疏性特征时, 可以更好挖掘自然状态下的舌象特征, 拟合训练模型网络。

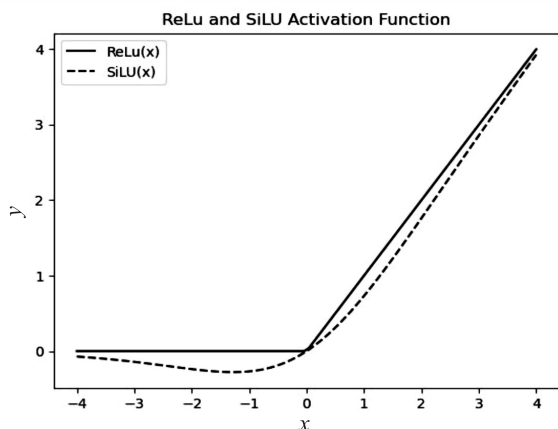


图 3 ReLu 激活函数和 SiLU 激活函数

由于部分舌象图像是在自然环境中选取的, 图像中对于舌象的检测主要区分舌象与背景。ReLU 激活函数将神经元输入是负值时, 把神经元灭活, 降低复杂自然环境对舌象检测的影响, 同时去除 SiLU 激活函数中的指数运算, 达到减少运算量的目的。该文章将 YOLOv5s 的 CBS 结构的 SiLU 激活函数替换为 ReLU 激活函数, 替换后的 CBR 结构如图 4 所示。



图 4 CBR 结构

ReLU 激活函数的公式为:

$$\text{ReLU}(x) = \max\{0, x\} \quad (1)$$

SiLU 激活函数的公式为:

$$\text{SiLU}(x) = x * \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

2.3 Ghost 轻量化模块

Ghost^[15] 结构如图 5 所示。图 6 中 GhostConv 模块为改进的 Ghost 模块。Ghost 模块步骤: 首先, 使用标准 Conv 操作生成众多冗余的特征图; 然后, 对生成的冗余特征图采用线性变化得到另外部分卷积特征图; 最后, 将生成的冗余特征图与线性变化的特征图拼接得到 Output 的输出。Ghost 模块通过线性变化生成的部分特征图, 减少大量卷积操作。

舌象检测网络进行卷积操作时会产生大量计算, 经过卷积操作后得到众多的冗余特征图, 同时舌象检测网络应用于移动端的设备, 存在内存限制、存储空间和算力限制等问题。针对这一类问题, 该文章将对 YOLOv5s 网络进行轻量化处理, 利用改进的 BottleNeck 模块替换原有的 BottleNeck。GhostConv 模块通过线性变化生成的部分卷积特征图代替原有卷积生成的部分冗余特征图, 减小模型的大小, 以达到移动端设备对存储空间的要求。改进的 BottleNeck 结构如图 6 所示。

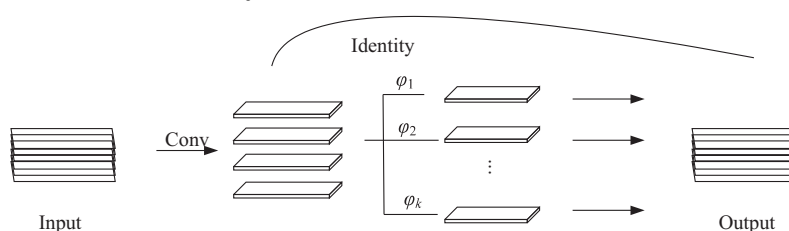


图 5 Ghost 结构

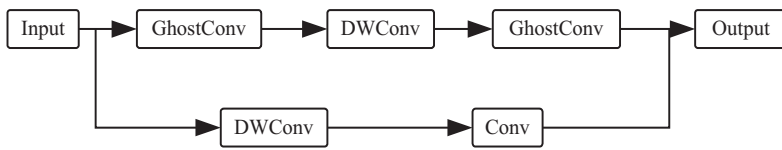


图6 改进的 Bottleneck 结构

2.4 SimAm 注意力机制

SimAm 注意力机制不同于通道注意力只关注于通道特征,也不同于空间注意力机制关注于不同位置特征,它是一种 3-D 注意力机制。SimAm 注意力机制

是基于神经科学理论,利用具有更多信息的神经元与其相邻神经元相比更加重要的特性,通过定义线性可分性的能量函数在保证运算高效的同时对每个神经元进行重要度评估。SimAm 结构如图 7 所示。

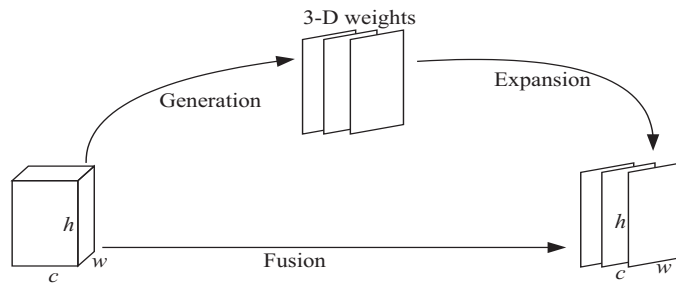


图7 SimAm 结构

由于舌象检测网络受到小目标的遮挡与弧形相似物体干扰等问题干扰,该在舌象检测网络中添加 SimAm^[16] 注意力机制,通过对舌象特征权重进行全面高效的评估,多维度融合舌象信息,进而强化舌象的目标信息,弱化自然背景信息,实现对舌象的关注。

所示。



图8 舌象数据集

3 实验及结果分析

3.1 实验环境

实验环境使用 Pytorch 搭建,操作系统为 Windows10,GPU 型号为 NVIDIA GeForce RTX 3080,运行内存为 10 GB,编程语言为 Python,编译器为 Pycharm,CUDA 为 11.0。参数设置如表 1 所示。

表1 参数设置

参数名	参数值
Momentum(动量)	0.937
Decay(权重衰减)	0.000 5
Batch_size(批量大小)	16
Learning(学习率)	0.01
Epochs(迭代轮数)	300

3.2 数据集

该文使用的数据集由标准环境下的高清舌象数据和自然环境中获得的舌象数据组成,最终得到的舌象数据集包含 2 000 张图片,其中高清舌象数据 500 张,自然环境 1 500 张,按照 3 : 1 的比例将数据集划分为训练集与验证集。其中训练集的图片有 1 500 张,验证集的图片有 500 张。标准环境中舌象在舌诊仪下采集;自然环境中舌象照片部分存在遮挡物,弧形形状小物体和环境亮度低等干扰条件。舌象数据集如图 8

3.3 评价指标

评价指标采用查准率 (Precision)、查全率 (Recall)、平均精度均值 (mean Average Precision, mAP)。

查准率:将预测正样本真实情况是正样本的比例。查准率如式 3 所示:

$$\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (3)$$

查全率:将预测正样本真实情况是正样本,占全部真实情况是正样本的比例。查全率如式 4 所示:

$$\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (4)$$

平均精度:绘图将计算的舌象 Recall 为横轴,计算的舌象 Precision 为纵轴围成的面积是平均精度 (AP)。平均精度如式 5 所示:

$$\text{AP} = \sum_{i=1}^{n-1} (r_{i+1} - r_i) * p(r_{i+1}) \quad (5)$$

平均精度均值:YOLOv5 在所有类别的平均精度的均值,其中, N 表示被检测目标的类别数, AP 为单类别目标的平均精度。平均精度均值如式 6 所示:

$$\text{mAP} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{AP}_i}{N} \quad (6)$$

3.4 对比分析

3.4.1 与其它方法对比

YOLOv7 算法模型参数量达到了 72.1 MB, 远高于 YOLOv5s 模型的参数量, 由于模型参数量越小部署越容易, 所以选择 YOLOv5s 为改进的基准算法。YOLO-RGS 在自然状态下舌象的检测, 与目前常用的目标检测的算法进行了对比实验, 算法是 Faster R-CNN^[17], SSD^[18], YOLOv4-tiny^[19-23], YOLOv5s^[24-26]和 YOLOv5m^[27], 以上算法的对比实验均在 IOU=0.5 下完成, 如表 2 所示。

YOLO-RGS 与两阶段的 Faster R-CNN 检测算法相比在查全率上低 5.3 百分点, 但是在查准率和平均

精度均值上远远优于 Faster R-CNN。YOLO-RGS 与 SSD 检测算法相比在查全率上低 2.1 百分点, 其它各指标均优于 SSD 模型。YOLO-RGS 在查准率、查全率、平均精度均值和 Speed 上均远远高于 YOLOv4-tiny 和 YOLOv5m 的模型指标。YOLO-RGS 98.2 百分点的查准率、91.8 百分点的查全率和 96.6 百分点的平均精度均值均远胜于 YOLOv5s 94.8 百分点的查准率、87.4 百分点的查全率和 93.6 百分点的平均精度均值, 但在检测速度上略低于 97 帧/s 的 YOLOv5s。从表 2 中可以看出 YOLO-RGS 算法与其他对比算法在查准率、查全率以及平均精度均值等方面, 具有较明显的优势。

表 2 常用检测网络对比

Model	Size/MB	Precision/%	Recall/%	mAP/%	Speed/(帧·s ⁻¹)
Faster R-CNN	108.9	67.6	97.1	96.1	10
SSD	100.0	83.7	93.9	92.7	15
YOLOv4-tiny	22.6	84.6	75.4	85.1	34
YOLOv5s	14.1	94.8	87.4	93.6	97
YOLOv5m	52.0	93.6	90.2	94.1	79
YOLO-RGS(Ours)	7.8	98.2	91.8	96.6	86

在实际应用上物体的检测速度应当至少达到 30 帧/s, 识别速度越高, 检测物体的速度越快, 在实际应用中实时检测效果越好。常用检测网络的识别速度只有 YOLO 系列算法达到 30 帧/s 的检测速度。文中的检测速度达到了 86 帧/s, 虽然略低于 YOLOv5s 的 97 帧/s, 但远远高于实际应用的检测速度。

在舌象检测设备的部署上, 模型参数量越小, 在舌象检测设备上部署越容易。文中改进模型参数量为 7.8 MB, 相比两阶段的 Faster R-CNN 和端到端的 SSD 有大幅度缩减。YOLO-RGS 算法网络模型参数量减小到 YOLOv5s 模型的 55 百分点, 更适合移动端的部署且改进的算法在自然状态下舌象检测精度更高。

3.4.2 消融实验

消融对比实验的目的是为验证添加各个模块对网络的优化作用, 实验结果如表 3 所示。YOLO-R 表示 ReLu 激活函数替换原有激活函数 SiLU; YOLO-RG

表示在 YOLO-R 的基础上把 BottleNeck 替换为轻量化 Ghost-BottleNeck; YOLO-RGS 表示在 YOLO-RG 的基础上添加 SimAm 注意力机制。从表 3 中的数据可以看出: 引入 ReLu 激活函数替换激活函数 SiLU 后, 在识别速度和参数量不变的情况下, YOLO-R 相比于 YOLOv5s mAP 提升了 2.3 百分点, 说明 ReLu 激活函数可以更好地拟合舌象检测网络, 大幅提高舌象检测的精度; 引入轻量化模型 Ghost, 代替 YOLO-R 网络的 BottleNeck, 虽然 mAP 有所降低, 但是参数量大幅下降, 同时检测速度由 97 帧/s 下降到 88 帧/s, 是由于 DWConv 卷积对流水线 CPU 适用, 在专用 GPU 下没有效率, 导致检测帧数下降; 引入 SimAm 注意力机制的舌象检测网络, 在不增加参数量的情况下, 相比于 YOLO-RG 的 mAP 提升了 1.2 百分点。YOLO-RGS 模型相较于 YOLOv5s 模型虽然检测速度有所下降, 但是网络的精度获得较大提升, 并且网络的复杂度降低, 更加适合移动端的部署。

表 3 消融实验

Model	激活函数 ReLu	轻量化 Ghost	SimAm 注意力机制	mAP/%	Speed/(帧·s ⁻¹)	参数量/10 ⁶
YOLOv5s	x	x	x	93.6	97	7.1
YOLO-R	√	x	x	95.9	97	7.1
YOLO-RG	√	x	x	95.4	88	3.7
YOLO-RGS	√	√	√	96.6	86	3.7

3.4.3 可视化分析

为了体现 YOLO-RGS 算法的性能,将以下 3 种算法进行定性分析。从实验中随机抽取图像,在同一测试环境下,3 种检测网络的检测结果示例如图 9 所示。

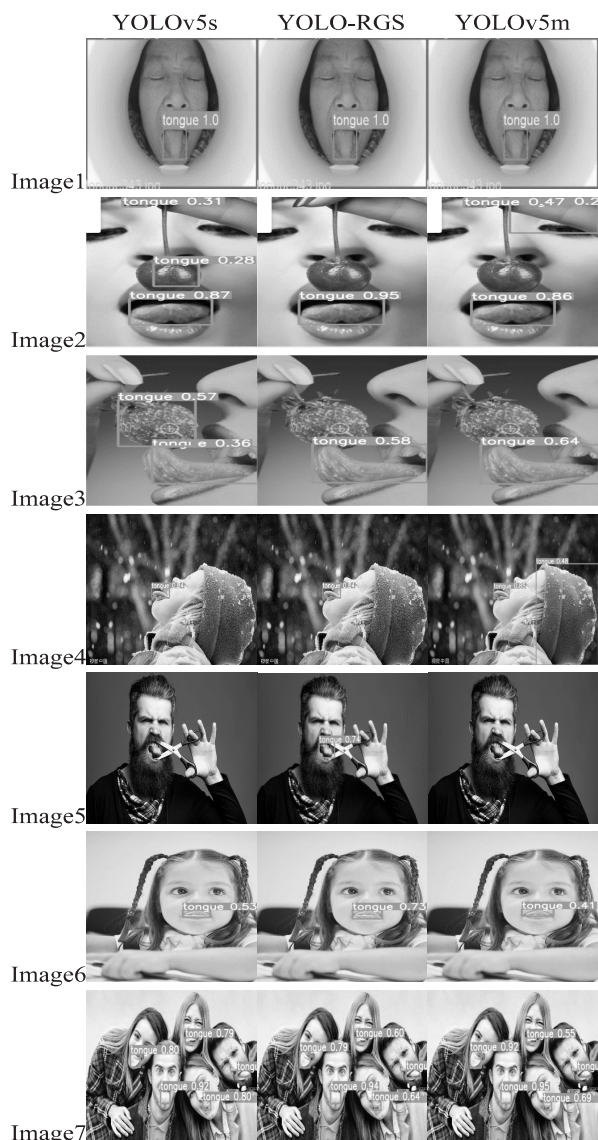


图9 3种检测网络的检测结果示例

由 Image1 所示, Image1 舌诊仪下采集, YOLOv5s, YOLO-RGS 和 YOLOv5m 都对舌象的检测效果较好; Image2 和 Image3 中存在遮挡物体和弧形形状物体, 且干扰物体与舌象正面弧形相似, YOLOv5s 均不能对存在干扰物体的舌象做出较好检测, YOLOv5m 对干扰物体做出部分检测, 但 YOLO-RGS 均可以较好检测; Image4 中存在弧形形状干扰并且图中背景颜色相似, YOLOv5s 和 YOLO-RGS 均能做出检测, 但 YOLOv5m 存在误检; Image5 中存在灰度背景, 可以模拟昏暗环境下舌象采集, 导致 YOLOv5s 和 YOLOv5m 存在漏检; Image6 中存在舌象不完全吐露, 3 种算法均有较好检测效果; Image7 中对

于多舌象检测, 均有较好检测效果。对于存在相似物体遮挡的、多舌象以及小目标舌象, YOLO-RGS 均能做出检测, 不但检测精度高, 还能适应复杂的自然环境变化, 具有很强的鲁棒性。

4 结束语

在自然环境中获取舌象时受到自然光线强度和物体形态的影响, 导致模型存在精度低和计算量大等问题。该文将 Ghost 轻量化和 YOLOv5 结合运用在自然环境舌象检测场景, 通过施加 SimAm 注意力机制来加强舌象信息的融合, 并调整激活函数为 ReLu 来提升检测舌象的精度。实验结果表明, YOLO-RGS 算法在自然环境舌象检测中具有一定的实时性和可靠性, 能够判断采集图像是否存在舌象, 为后续舌象采集工作提供实际应用参考。

参考文献:

- [1] 王 昇, 刘开华, 王丽婷. 舌诊图像点刺和瘀点的识别与提取[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(6): 1126-1132.
- [2] 王 静, 常佩芬, 关 静, 等. 中医舌诊客观化研究[J]. 中国中医基础医学杂志, 2022, 28(9): 1531-1534.
- [3] 张新峰, 焦 月, 李欢欢, 等. 基于粒子群算法的 Universum SVM 参数选择[J]. 北京工业大学学报, 2013, 39(6): 840-845.
- [4] 颜建军, 李东旭, 郭 睿, 等. 基于深度学习和随机森林的齿痕舌分类研究[J]. 中华中医药学刊, 2022, 40(2): 19-22.
- [5] 王奕然, 张新峰. 基于 AdaBoost 级联框架的舌色分类[J]. 北京生物医学工程, 2020, 39(1): 8-14.
- [6] 陈科圻, 朱志亮, 邓小明, 等. 多尺度目标检测的深度学习研究综述[J]. 软件学报, 2021, 32(4): 1201-1227.
- [7] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Columbus: IEEE, 2014: 580-587.
- [8] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactionson Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [9] TANG W, GAO Y, LIU L, et al. An automatic recognition of tooth-marked tongue based on tongue region detection and tongue landmark detection via deep learning[J]. IEEE Access, 2020, 8: 153470-153478.
- [10] 刘 梦, 王曦廷, 周 璐, 等. 基于深度学习与迁移学习的中医舌象提取识别研究[J]. 中医杂志, 2019, 60(10): 835-840.
- [11] 刘佳丽, 孙自强. 基于 Double-D 算法的舌像检测[J]. 计算机工程与设计, 2020, 41(7): 2025-2030.

- [12] 吴 睿,毕晓君. 基于改进 YOLOv5 算法的珊瑚礁底栖生物识别方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2022,43(4):580-586.
- [13] 顾德英,罗聿伦,李文超. 基于改进 YOLOv5 算法的复杂场景交通目标检测[J]. 东北大学学报:自然科学版,2022,43(8):1073-1079.
- [14] 王文亮,李延祥,张一帆,等. MPANet-YOLOv5:多路径聚合网络复杂海域目标检测[J]. 湖南大学学报:自然科学版,2022,49(10):69-76.
- [15] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: more features from cheap operations[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. Seattle:IEEE,2020:1580-1589.
- [16] YANG Lingxiao, ZHANG Ruyang, LI Lida, et al. Simam: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]//Proceedings of the 38th international conference on machine learning. New York: PMLR, 2021: 11863-11874.
- [17] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [18] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Proceedings of the European conference on computer vision. Amsterdam: Springer, 2016: 21-37.
- [19] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv: 2004. 10934, 2020.
- [20] 孙 俊,陈义德,周 鑫,等. 快速精准识别棚内草莓的改进 YOLOv4-Tiny 模型[J]. 农业工程学报,2022,38(18): 195-203.
- [21] 王立舒,秦铭霞,雷洁雅,等. 基于改进 YOLOv4-Tiny 的蓝莓成熟度识别方法[J]. 农业工程学报,2021,37(18): 170-178.
- [22] 胡嘉沛,李 震,黄河清,等. 采用改进 YOLOv4-Tiny 模型的柑橘木虱识别[J]. 农业工程学报,2021,37(17): 197-203.
- [23] 宋 超,王 斌,许家佗. 基于深度迁移学习的舌象特征分类方法研究[J]. 计算机工程与科学,2021,43(8): 1488-1496.
- [24] 卢运西,李晓光,张 辉,等. 中医舌象分割技术研究进展: 方法、性能与展望[J]. 自动化学报,2021,47(5): 1005-1016.
- [25] 郑 丰,黄晓阳,王博亮,等. 基于图像分割的舌象检测方法[J]. 厦门大学学报:自然科学版,2016,55(6): 895-900.
- [26] 赵 颖,李玉双,武小荣. 基于舌图像多特征融合与机器学习的裂纹舌识别算法[J]. 燕山大学学报,2022,46(6): 522-528.
- [27] 闫 彬,樊 攀,王美茸,等. 基于改进 YOLOv5m 的采摘机器人苹果采摘方式实时识别[J]. 农业机械学报,2022, 53(9): 28-38.