

项晋凡, 缪佳欣, 杨祎伟, 等. 基于深度学习的龋齿辅助诊断系统[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(3): 64-71. DOI: 10.20169/j. issn. 2095-2163. 250309

基于深度学习的龋齿辅助诊断系统

项晋凡, 缪佳欣, 杨祎伟, 余欣, 刘晓宇

(四川大学 机械工程学院, 成都 610065)

摘要: 龋病作为一种常见病, 长期以来一直影响着大众的健康。随着患龋人群规模不断扩大, 牙医资源愈发紧缺。为解决目前缺少人工智能手段辅助医生进行龋齿诊断, 且人工诊断效率难以保证等问题, 设计了一种基于图像处理和深度学习的口腔小牙片龋齿辅助诊断方案。该方案基于 U-Net 语义分割模型和 YOLOv5 目标检测模型, 对口腔小牙片中的龋齿病变进行识别, 训练出的模型可有效识别龋坏区域, 最优的 $mAP@0.5$ 值达到 95.3%, 准确度达到 95.9%。同时结合图形化界面开发工具 PyQt5 完成适医化的龋齿检测与辅助诊断系统的开发, 给医生提供易操作的辅助软件, 从而有效提高医疗效率。

关键词: 人工智能; 深度学习; 语义分割; 目标检测; X 射线图像

中图分类号: TP394.1

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)03-0064-08

A dental caries assistant diagnosis system based on deep learning

XIANG Jinfan, MIAO Jiaxin, YANG Yiwei, YU Xin, LIU Xiaoyu

(School of Mechanical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: As a common disease, caries has affected the health of the public for a long time. As the size of the population suffering from caries continues to expand, dental resources are becoming more and more scarce. In order to solve the problems of lack of artificial intelligence to assist doctors in dental caries diagnosis and difficulty in ensuring the efficiency of manual diagnosis, an auxiliary diagnosis scheme for dental caries in oral small teeth based on image processing and deep learning is designed. Based on the U-Net semantic segmentation model and the YOLOv5 object detection model, this scheme identifies caries lesions in oral small dental films, and the trained model can effectively identify the caries area, and the optimal $mAP@0.5$ value reaches 95.3% and the accuracy reaches 95.9%. At the same time, combined with the graphical interface development tool PyQt5, the development of a medically suitable caries detection and auxiliary diagnosis system is completed, providing doctors with easy-to-operate auxiliary software, thereby effectively improving medical efficiency.

Key words: artificial intelligence; deep learning; semantic segmentation; object detection; X-ray image

0 引言

随着社会快速发展和人民生活水平日益提高, 人们对口腔健康的关注不断加强, 而口腔疾病预防意识的重要性也愈加凸显。作为世界三大重点预防疾病之一的龋齿, 正在越来越受到人民群众的重视。龋齿作为一种常见多发的慢性感染性牙科疾病, 若不加干预则易引起一系列的口腔问题, 会对口

腔健康造成较严重的危害, 因此龋齿的预防以及形成后的准确诊断十分必要。

X 射线成像是一种常见的医学影像, 可以通过对 X 射线图像进行全面细致的分割和分析来诊断和治疗各种医学疾病^[1]。在牙科领域, 以根尖片和全景片为代表的 X 光片是评价患者口腔健康状况的重要工具^[2-6]。然而目前龋齿诊断仍存在一些问

基金项目: 2023 年四川大学国家级大学生创新创业训练计划(202310610108)。

作者简介: 项晋凡(2002—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 测控技术与仪器; 缪佳欣(2002—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 测控技术与仪器; 杨祎伟(2002—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机械设计制造及其自动化; 余欣(2001—), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 仪器仪表工程。

通信作者: 刘晓宇(1987—), 女, 博士, 副教授, 主要研究方向: 精密测量技术与仪器, 机器视觉和机器学习。Email: liuxiaoyu@scu.edu.cn。

收稿日期: 2023-09-14

断,龋齿的识别多依赖于临床医生的经验水平和视觉感知,而医生的主观经验、认知能力、疲劳程度等都会影响诊断结果,因此基于深度学习的X光片智能化诊断对于快速准确诊断龋齿病变具有重要作用。

到目前为止,卷积神经网络一直是对病变进行识别与定位所使用的主流网络。2018年,Choi等学者^[7]结合变分法与卷积神经网络提升邻面龋齿的检测能力。同年, Lee等学者^[8]利用Inception V3网络对牙科X光片中的龋齿病变进行识别,分类识别准确率可达89%,取得了良好的实验结果。2019年, Krois等学者^[9]使用7层CNN对牙周骨缺损病变进行了检测,分类识别准确率可达81%。同年, Navarro等学者^[10]使用了支持向量机和决策树进行龋齿部位的检测。2020年,朱海华等学者^[4]在深度学习的基础上采用典型的卷积神经网络进行龋齿的识别,实现了口腔全景片中龋齿的自动识别,并可实现自动识别龋齿深度的结果导出。

在目标检测的主流算法中, You Only Look Once^[11](YOLO)算法具有检测速度快、效果好等优点。2021年,彭绍亮等学者提出的一种识别龋齿的方法中,第一步对龋齿进行初识别时采用YOLOv3目标检测框架的DarkNet深度神经网络对标注好的真实彩色图像进行训练,得到的模型能够识别出龋病病灶;第二步通过抠图方式将前一阶段识别出的位置保存为新的图像,作为新的深度学习训练数据^[12]。2022年,刘丰等学者^[2]使用YOLOv5算法对牙齿X光片上的病变区域进行检测,检测结果显示YOLOv5算法在牙齿X光片病变检测任务中表现出了更高的识别准确率,使得患者自助诊断牙科疾病成为可能。

分析可知,多数研究采用分类或分割的方法进行龋齿识别,但这2种方法的输入均为单牙图像,需人工裁剪,不适合应用于临床实践中。使用目标检测方法输入对象为完整的X射线图像,省去了人工操作,且在识别龋齿类型的同时还能进行病变位置的标定,但是当前研究中该方法的识别准确率不够高。

本文开展的研究是将龋齿识别定义为目标检测任务,基于YOLOv5进行研究,并通过图像预处理、ROI区域提取等手段提高识别精度,再借助PyQt5搭建一个完整的龋齿辅助诊断系统,从而改善由于医生判断的主观性导致的医疗诊断效率较低的问题,由此获得更为准确可靠的诊断结果,同时缓解口

腔医疗资源紧缺同口腔健康需求日益增长之间的矛盾,辅助提高医护人员的工作效率和诊疗能力。

1 材料和方法

1.1 数据集

1.1.1 样本

本研究使用的数据集来自四川大学华西口腔医学院。数据集的选取标准如下:

(1)所有的小牙片都是在四川大学口腔医学院获得的,每一张小牙片的质量都符合常规临床诊断的要求。

(2)所有患者的小牙片均不含有乳牙。

(3)小牙片来源于正常恒牙区,不包括严重牙列拥挤区。

根据上述标准获得的小牙片中,选择了含有龋齿的472张牙齿X光片,并对龋齿的位置进行了标注。

1.1.2 数据增广

由于获得的牙齿X光片数量较少,为提高模型的鲁棒性和泛化能力,考虑使用伽马校正、灰度线性变化、中值和高斯滤波等图像预处理方法对现有数据集进行扩充,扩充后得到1416张牙齿X光片。

1.2 龋齿辅助诊断系统设计

本文设计一种龋齿辅助诊断系统,基于深度学习技术,通过训练数据模型,实现对口腔小牙片图像的自动分析和诊断。该系统主要适用于口腔领域的从业人员,力求简化流程,提高工作效率,并降低在口腔领域龋齿诊疗过程中的错误诊断和漏诊概率。本系统采用模块化设计方法,对每个模块进行了详细设计。这种模块化的设计不仅降低了系统的复杂程度,还有利于后期程序的开发、完善以及维护操作。通过利用深度学习算法对口腔小牙片图像进行分析,系统能够自动检测龋齿病变,并给出相应的诊断结果,提供了一种高效、准确的辅助诊断手段。龋齿辅助诊断系统框架如图1所示。

龋齿辅助诊断系统由2个主要部分组成:医院信息管理系统和龋齿检测诊断系统。其中,医院信息管理系统包括用户注册和进入模块以及医生用户信息管理部分,旨在提供一个方便的平台,使医生和医院工作人员能够轻松地管理和访问系统。龋齿检测诊断系统包括小牙片的读取、对比度增强、图像滤波、龋齿检测以及医生为患者增加诊断信息模块,主要用于对口腔小牙片图像进行处理和分析,实现龋齿的自动检测。诊断系统结构如图2所示。

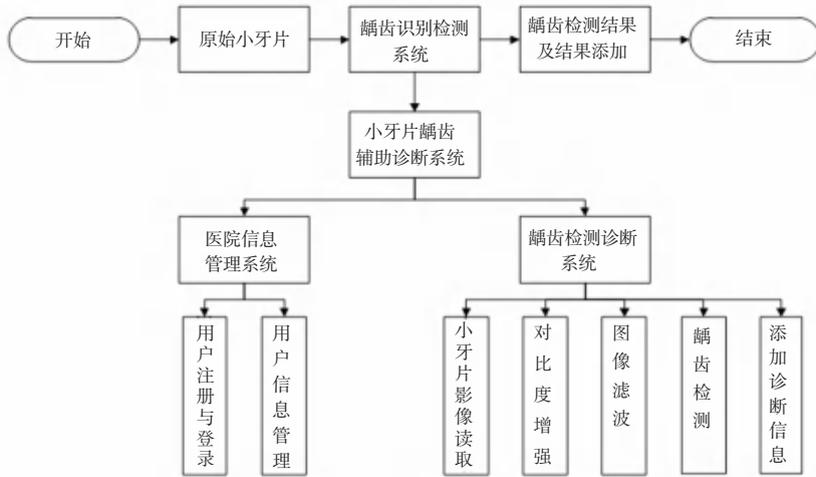


图 1 系统框架组成

Fig. 1 System framework composition

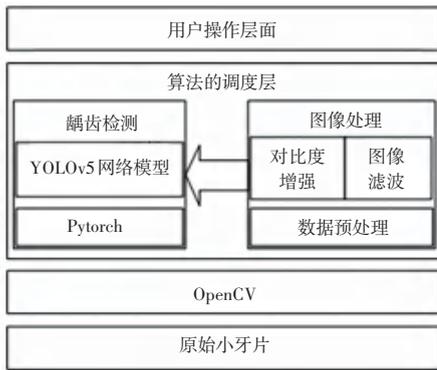


图 2 系统结构设计

Fig. 2 System structure design

图 2 中, 龋齿检测模型分为 4 个部分: 小牙片图像输入、图像预处理、龋齿病灶部位检测以及小牙片龋齿部位输出。流程如图 3 所示, 首先输入小牙片图像, 然后对输入的小牙片图像进行图像预处理, 而后使用已经训练完成的 YOLOv5 模型进行检测, 输出龋齿病灶部位的定位框和类别标签, 同时还会附上置信度结果。

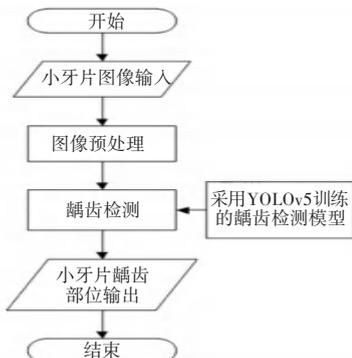


图 3 龋齿检测流程

Fig. 3 Caries detection process

2 实验过程与结果评价

2.1 图像预处理

对输入的龋齿小牙片进行图像预处理以实现数据增广, 流程如图 4 所示。由图 4 可知, 图像预处理主要有 3 个步骤, 即: 自适应伽马矫正、中值滤波以及高斯滤波。



图 4 图像预处理流程

Fig. 4 Image preprocessing process

通过如上流程步骤, 逐步扩增数据集, 以弥补原始样本数量对训练模型预测准确度等指标的影响, 提高模型的泛化能力。图像预处理结果如图 5 所示。在图 5 中, 左侧图像为原图, 右侧图像为经过图像预处理后的结果。



(a) 原图 (b) 图像预处理后的结果

图 5 图像预处理结果

Fig. 5 Image preprocessing results

2.2 牙齿区域分割

2.2.1 图像分割方案

由于小牙片中包含牙齿及其他可能会影响识别的区域,因此为了排除无关区域对龋齿识别的干扰,进一步提高龋齿检测的精度,在使用 YOLOv5 进行模型训练之前,使用语义分割网络对其牙齿区域进行分割,再依次进行形态学运算以及与运算,最终输出只包含牙齿区域的小牙片,流程如图 6 所示。



图 6 牙齿区域分割流程

Fig. 6 Teeth region segmentation process

2.2.2 图像分割实验

U-Net 网络最初由 Ronneberger 等学者^[13]提出,相较于 FCN 等语义分割算法,U-Net 网络有着 U 型的网络结构和跳层连接的特点,具有高度的灵活性与准确性,在医学图像处理上应用广泛。图 7 展示了 U-Net 网络的可视化结构^[14]。在下采样的过程中,通过多层卷积与池化,对当前层进行高斯模糊后去除偶数行和列,以得到更为细致的图像特征。在上采样的过程中,利用像素插值,转置卷积向上解码,最终得到一张原始图像大小的分割图像。

由四川大学华西口腔医学院提供 772 张 X 光片,筛选混合牙列和无牙齿形态图像后,共计 693 张 X 光片,按照 4 : 1 的比例划分训练集(554 张)和测试集(139 张),使用 LabelMe 工具标注出图像中的牙齿区域。

模型训练参数见表 1。

使用 RMSprop 优化算法和 BCEWithLogitsLoss 二元交叉熵损失函数。在模型训练过程中,损失函数值随训练次数增加而衰减。

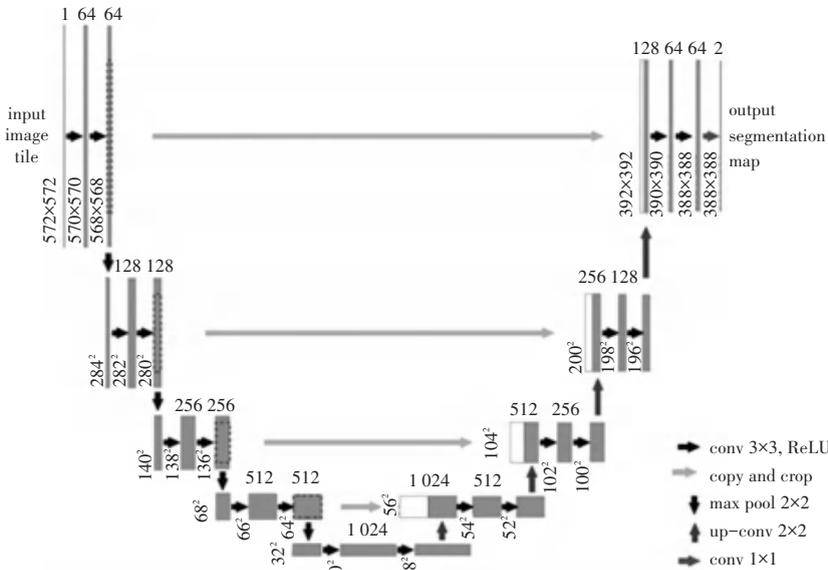


图 7 U-Net 网络结构

Fig. 7 U-Net network structure

表 1 模型训练参数

Table 1 Model training parameters

模型参数	值设置
Batch_size	1
Epoch	40
Learning rate	0.000 01
Weights_decay	1e-8

本实验针对图像分割模型进行评估,衡量分割模型的性能。平均交并比(MIoU)值是一个衡量图像分割精度的重要指标,定义是预测值和真实值的交集与并集之比的平均值^[15]。MIoU 计算公式为:

$$MIoU = \frac{1}{k + 1} \sum_{i=0}^k \frac{P_{ii}}{\sum_{j=0}^k P_{ij} + \sum_{i=0}^k P_{ji} - P_{ii}} \quad (1)$$

其中, k 表示类别数量; $(k + 1)$ 表示加上了背景类; P_{ij} 表示模型预测为反例, 实际是正例, 称为假负; P_{ji} 表示模型预测为正例, 实际是反例, 称为假正; P_{ii} 表示模型预测为正例, 实际是正例, 称为真正。 $MIoU$ 值越接近于 1, 说明分割模型分割效果越精确。

对测试集的 139 张龋齿图像使用 LabelMe 标注出牙齿区域, 使用分割网络模型对其进行分割, 测试用到的相关指标见表 2。

表 2 分割网络指标

Table 2 Segmentation network indicators

指标	数值/%
$mPrecision$	92.46
$mRecall$	90.26
mPA	90.26
$MIoU$	84.16

由表 2 可知, 测试集的 $MIoU$ 稳定在 84.16% 左右, 牙齿分割效果较好。在利用此模型实际分割将要送至 YOLOv5 网络的图片后, 实验发现部分分割所获得图片的牙齿区域掩膜存在小面积斑点等缺陷, 利用形态学闭运算可有效改善这一状况。闭运算处理前后的图像分割结果分别如图 8 和图 9 所示。将掩膜与原图进行与运算后可得到 YOLOv5 深度学习网络的数据集。



图 8 未经闭运算的图像分割结果

Fig. 8 Image segmentation results without closed operation



图 9 经过闭运算后的图像分割结果

Fig. 9 Image segmentation results after closed operation

2.3 目标检测实验

2.3.1 目标检测算法

目前, 目标检测算法主要有单阶段和双阶段检测算法两种, YOLO 是众多单目标检测方法中的主流方法。单目标检测方法指的是只需要对图像提取一次特征就能实现目标检测, 因此相比多阶段的其他目标检测算法在速度上有所提升^[16]。YOLOv5 是经过多年迭代后的一种算法, 按照模型 depth_multiple 模型深度和 width_multiple 模型宽度这 2 个参数的不同, 该算法又分为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l、YOLOv5x 这 4 个版本。这 4 个版本虽然有 2 个参数不同, 但网络的结构基本一致。YOLOv5 网络结构如图 10 所示, YOLOv5 网络结构由 Input、Backbone、Neck、Prediction 四部分组成^[2]。

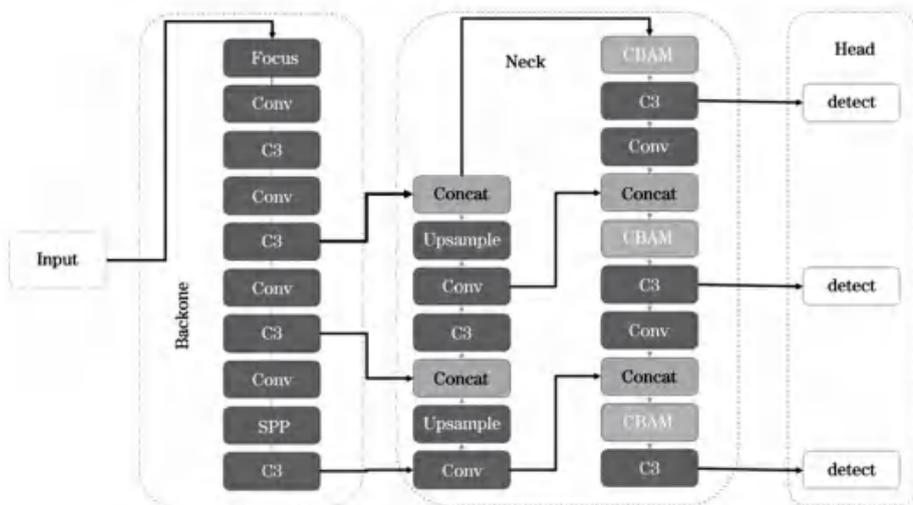


图 10 YOLOv5 网络结构

Fig. 10 YOLOv5 network structure

图 10 中, Input 采用 Mosaic 数据增强、图片尺寸修改、自动锚框计算。使用 Mosaic 可以对输入网络的图像进行随机缩放、重新裁剪和排布, 以便扩增数

据集, 提高网络模型的鲁棒性^[16]。自适应锚框根据训练图片的尺寸自动计算出最佳的锚框大小, 以便更好地定位目标。因此, 这种设计有利于检测小目

标,符合龋齿检测需求。

Backbone 包含之前在 YOLO 版本中不存在的 Focus 和之前使用的 CSP 结构,分别进行切片以及跨层融合,实现图像特征的提取。Neck 包括路径聚合以及空间金字塔池化,将 (Feature Pyramid Networks, FPN)^[18] 结构与 (Pixel Aggregation Networks, PAN)^[19] 结构相结合,用于实现网络特征融合。Prediction 中使用 *GIoU* 作为损失函数,并在处理过程中使用非极大抑制 (NMS) 筛选目标框,从而获取最优边界框^[20]。

2.3.2 数据集

在对龋齿位置进行标记后,使用 LabelImg 软件^[21] 创建了每个样本的 TXT 标签文件。TXT 文件中包含龋齿的坐标,使用 TXT 文件和原始图像构造 YOLO 格式的数据集。

将从四川大学华西口腔医学院获得的 X 射线龋齿图像进行分类筛选,去除高磨损度、低清晰度和牙齿目标过少等不适合用于深度学习的图像。在完成数据增广后,利用随机数生成器,将所得的数据集按比例 9:1 划分为训练集和验证集,使得每个集合中的图片选取能够保证随机性。数据集包括 1 种类别: caries, 即患龋位置。把训练集送入 U-Net 进行图像分割,利用 LabelImg 标示出训练集和验证集的龋齿部分,将标注后生成的标签文件的文件名与数据集中的图片一一对应,最后把数据集送入 YOLOv5 深度学习网络中进行模型训练。

2.3.3 模型训练

模型训练环节分别对比了 YOLOv5 中 3 个模型的训练效果,模型包括: YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l。

输入图像尺寸为 1 483×1 072,初始学习率统一设置为 0.01, epoch 为 100 次,权重衰减统一设置为 0.000 5,见表 3。在 3 个模型中,卷积层均使用 FReLU 激活函数。

表 3 模型训练主要参数

Table 3 Main parameters for model training

模型参数	数值
Batch Size	32
Epoch	100
Initial Learning Rate	0.01
Weights decay	0.000 5

仿真实验选用 4 组 NVIDIA Geforce RTX3090 GPU 并行提供算力,同时借助 PyTorch 1.10.0、

Cuda 11.3、ubuntu 20.04 框架完成训练。

2.3.4 实验指标

通过模型训练,获得 *TP* 的值(被模型预测为正类的正样本)、*FP*(被模型预测为正类的负样本)、*FN*(被模型预测为负类的正样本)和 *TN*(被模型预测为负类的负样本)^[22]。此外,还选用了广泛使用的衡量目标检测性能的指标,即召回率 (*Recall, R*) 和精度 (*Precision, P*)。

准确率 (*P*) 和召回率 (*R*) 分别定义为:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (3)$$

准确率 (*P*) 和召回率 (*R*) 均是介于 0 ~ 1 之间的数值。为了综合评价目标检测的性能,一般采用均值平均密度 (*mAP*) 来进一步评估模型的好坏^[23]。通过设定不同的置信度的阈值,可以得到模型在不同的阈值下所计算出的 *P* 值和 *R* 值。一般情况下,*P* 值和 *R* 值是负相关的,可绘制出一条曲线,其中曲线的面积称为 *AP*,目标检测模型中每种目标可计算出一个 *AP* 值,对所有的 *AP* 值求平均则可以得到模型的 *mAP* 值。*mAP@0.5* 表示在 *IoU* 阈值为 0.50 时的平均 *AP*; *mAP@0.5:0.9* 表示在 *IoU* 阈值为从 0.50 到 0.95,步长为 0.05 时各个 *mAP* 的平均值^[24]。

2.3.5 测试结果

在模型训练过程中,损失函数值随训练次数增加而衰减,当训练至 90 轮时,3 个模型均基本收敛,损失函数最大值约为 0.04。为了选择更适合龋齿的目标检测网络,比较了 3 个模型的训练结果参数 *P*、*R*、*mAP@0.5*、*mAP@0.5:0.9*,对比结果见表 4。

表 4 不同模型的实验结果对比

Table 4 Comparison of experimental results of different models

模型参数	YOLOv5s	YOLOv5m	YOLOv5l
<i>P</i>	0.902	0.943	0.959
<i>R</i>	0.769	0.873	0.866
<i>mAP@0.5</i>	0.860	0.929	0.953
<i>mAP@0.5:0.9</i>	0.519	0.643	0.683

获得已完成任务训练的模型后,将准备好的验证集分别送入已训练完成的 3 个目标检测模型中,在验证集上的识别效果对比如图 11~13 所示,其中置信度阈值 (*conf-thres*) 统一设置为 0.25。验证集包括不同亮度、不同对比度、不同牙齿尺度和不同清晰度的 X 光小牙片。图 11~13 中,目标框标记处

为识别出的可能存在龋坏的区域,目标框上显示预测标签和置信度。



图 11 YOLOv5s 的验证集识别效果

Fig. 11 Verification set recognition effect of YOLOv5s



图 12 YOLOv5m 的验证集识别效果

Fig. 12 Verification set recognition effect of YOLOv5m



图 13 YOLOv5l 的验证集识别效果

Fig. 13 Verification set recognition effect of YOLOv5l

实验结果表明,相较其他 2 个模型, YOLOv5l 训练出的小目标检测模型在识别 X 射线小牙片时表现出的性能较为理想。

2.3.6 消融实验

消融实验是深度学习领域中常用的实验方法,主要用来分析不同处理方法对整个模型的影响^[25]。深度学习中的消融实验涉及在移除一个或多个组件后测量网络的性能,以帮助了解消融组件对整体性能的相对贡献^[26]。数据集特征和模型组件是可消

融组件的显著示例,但在消融实验中可以考虑系统的任何设计选择或模块^[27]。为了进一步分析图像预处理与分割对 YOLOv5 模型训练的影响,将本文未经图像预处理与分割的样本送入 YOLOv5 中进行模型训练。消融实验结果见表 5。

表 5 消融实验结果对比

Table 5 Comparison of ablation experiment results

模型参数	YOLOv5s	YOLOv5m	YOLOv5l
P	0.241 0	0.809 0	0.721 0
R	0.423 0	0.326 0	0.250 0
$mAP@0.5$	0.236 0	0.378 0	0.291 0
$mAP@0.5; 0.9$	0.087 3	0.091 7	0.088 0

从表 4、表 5 可以看出,未经过图像预处理与分割的样本训练出的模型指标劣于已处理过的样本,因此本文针对口腔小牙片的图像预处理与分割是有效的。

2.4 平台设计

2.4.1 龋齿检测界面

用户选择“龋齿检测”选项卡,通过单击“图像加载”按钮,将待识别的患者小牙片原始图像输入系统,再点击“智能识别”按钮,系统将自动执行程序,生成最终自动完成标注的带有龋齿识别可信度的小牙片。系统界面右方的部分用于标明患者的个人信息,为医生提供参考。通过这些患者基本信息的展示,医生可以获取关键的个人资料,如姓名、年龄等,以及其他与诊断相关的信息,如病史等。这些信息的提供有助于医生更全面地了解患者的背景 and 情况。图 14 是本系统的龋齿检测界面。

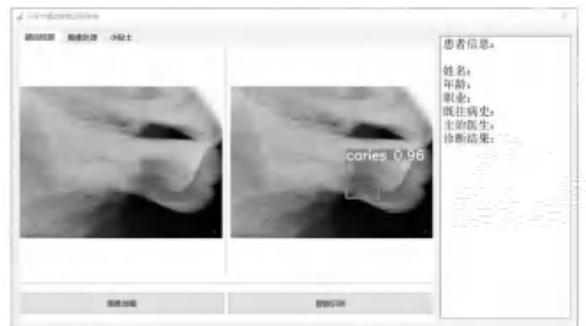


图 14 龋齿检测界面

Fig. 14 Caries detection interface

2.4.2 小牙片图像处理界面

用户选择“图像处理”选项卡。通过滑动“对比度处理”或“图像滤波”下方的滑块可实时改善口腔牙片机拍摄的小牙片的图像质量,从而更好地辅助识别龋齿并有助于发现其他病灶,提高医生阅片速

度。系统的小牙片图像处理界面如图 15 所示。

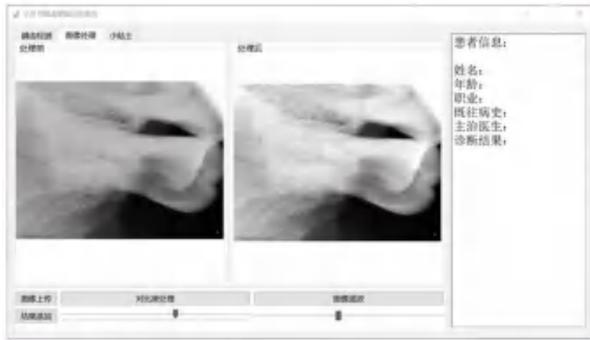


图 15 小牙片图像处理界面

Fig. 15 Image processing interface for small dental films

3 结束语

本文设计了一种基于图像处理和深度学习的口腔小牙片龋齿检测与辅助诊断方案。该研究的实验结果表明,基于深度学习的龋齿检测方法在口腔医疗领域具有重要的应用价值。通过获取以及建立数据集、数据增广、小牙片图像分割、模型训练等步骤,成功检测出口腔小牙片图像中的龋齿,准确度达到 95.9%。训练出的模型可有效识别龋坏区域,通过训练模型并设计相应的系统功能和检测界面,设计出的龋齿检测系统在实际应用中展现出良好的可行性和有效性。该系统的研发对口腔医生和医院工作人员具有重要意义。本次研究能够提供一种便捷、高效的辅助诊断工具,减轻医生的负担,降低龋齿的误诊和漏诊率。未来的研究可以针对数据集进行规模扩大和质量提高等改进,进一步优化模型算法,完善和优化该系统,以实现更广泛的应用和推广。

参考文献

- [1] KUMAR A, SINGH B H, ANNAPURNA S. Descriptive analysis of dental x-ray images using various practical methods: A review. [J]. PeerJ Computer Science, 2021, 7:620-620.
- [2] 刘丰,韩民,万军,等. 基于深度学习的牙齿病变自动检测算法[J]. 中国激光, 2022, 49(20):126-132.
- [3] 罗庆. 基于牙科 X 线图像的牙齿状态检测与病理分析[D]. 兰州:兰州交通大学, 2021.
- [4] 朱海华,朱赴东,梁蒙蒙,等. 基于深度学习的口腔全景片龋齿深度识别方法[P]. 中国:CN111784639A, 2020-10-16.
- [5] 康晓东,王昊,郭军,等. 无监督深度学习彩色图像识别方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(9):2636-2639.
- [6] 吴福理,张凡,陈大千,等. 基于深度边界监督的牙齿全景片龋齿识别方法[P]. 中国:CN112837278A, 2021-05-25.
- [7] CHOI J, HYUNJUN E, CHANGICK K. Boosting proximal dental caries detection via combination of variational methods and convolutional neural network[J]. Journal of Signal Processing Systems, 2018, 90(1):87-97.
- [8] LEE J H, KIM D H, JEONG S N, et al. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm[J]. Journal of Dentistry, 2018, 77:106-111.
- [9] KROIS J, EKERT T, MEINHOLD L, et al. Deep learning for the radiographic detection of periodontal bone loss[J]. Scientific Reports, 2019, 9(1):1-6.
- [10] NAVARRO P K, CADONGONAN J K, REYES M E, et al. Detecting smooth surface dental caries in frontal teeth using image processing[C]//The 2019 3rd High Performance Computing and Cluster Technologies Conference. Guangzhou, China:dblp, 2019: 167-171.
- [11] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ:IEEE, 2016: 779-788.
- [12] 康晓东,王昊,郭军,等. 无监督深度学习彩色图像识别方法[J]. 计算机应用, 2015, 35(9):2636-2639.
- [13] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//18th International Conference on Medical Image Computing and Computer - Assisted Intervention (MICCAI 2015). Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [14] 徐峰,郑斌,郭进祥,等. 基于 U-Net 的结节分割方法[J]. 软件导刊, 2018, 17(8):161-164.
- [15] 余欣,许益奖,李薇,等. 基于图像处理的远距离裂缝检测智能平台开发[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(12):70-77.
- [16] ZHANG Y, LI X, WANG F, et al. A comprehensive review of one-stage networks for object detection[C]//2021 IEEE International Conference on Signal Processing, Communications and Computing (ICSPCC). Piscataway, NJ:IEEE, 2021: 1-6.
- [17] 侯高峰,房丰洲. 基于深度学习的糖尿病眼底病变检测研究[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(2):284-290.
- [18] MOHIYUDDIN A, BASHARAT A, GHANI U, et al. Breast tumor detection and classification in mammogram images using modified YOLOv5 network[J]. Computational and Mathematical Methods in Medicine, 2022, 2022: 1-16.
- [19] YAO Jia, QI Jiaming, ZHANG Jie, et al. A real-time detection algorithm for kiwifruit defects based on YOLOv5[J]. Electronics (Basel), 2021, 10(14):1711-1711.
- [20] 谈世磊,别雄波,卢功林,等. 基于 YOLOv5 网络模型的人员口罩佩戴实时检测[J]. 激光杂志, 2021, 42(2):147-150.
- [21] MATHEW M P, MAHESH T Y. Leaf-based disease detection in bell pepper plant using YOLOv5[J]. Signal Image Video Process, 2021, 16(3):1-7.
- [22] 王玉萍,曾毅. 人类视觉机制与 ROI 融合的红外行人检测[J]. 中国测试, 2021, 47(9):87-93.
- [23] 焦双健,谢似霞. 基于 YOLOv5s 的口罩佩戴实时检测系统设计[J]. 电视技术, 2022, 46(11):52-56.
- [24] 邱天衡,王玲,王鹏,等. 基于改进 YOLOv5 的目标检测算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(13):63-73.
- [25] 李昊霖,徐凌桦,张航. 改进 YOLOv4 的实验室设备检测算法[J]. 计算机工程与设计, 2023, 44(1):133-140.
- [26] SHEIKHOLESLAMI S. Ablation programming for machine learning[D]. Stockholm, Sweden: KTH Royal Institute of Technology, 2019.
- [27] SHEIKHOLESLAMI S, MEISTER M, WANG T, et al. Autoablation: Automated parallel ablation studies for deep learning[C]//Proceedings of the 1st Workshop on Machine Learning and Systems. New York:ACM, 2021: 55-61.