

基于 YOLO 目标检测模型的 ABUS 乳头定位系统

陈嘉炜¹, 邱舜敏^{2*}

(1. 汕头大学, 汕头 515063; 2. 汕头大学医学院第一附属医院, 汕头 515041)

摘要: 目的 乳腺癌的早期诊断至关重要。本文旨在利用深度学习模型对自动乳腺超声 (Automatic Breast Ultrasound, ABUS) 数据中的乳头区域进行精确检测, 确保乳腺肿瘤在早期阶段能够获得可靠的技术诊断支持。

方法 采用基于 YOLO 系列模型的方法, 对 ABUS 冠状面图像中的乳头区域进行定位检测, 为乳腺肿瘤的诊断提供位置基准。**结果** 在本任务中, YOLO 系列模型均表现出色。特别是 YOLOv5 模型, 其精确率高达 0.955, 召回率达到 0.925, 帧率为 243, 满足临床诊断需求。**结论** YOLOv5 模型在 ABUS 乳头定位任务中性能优良, 为乳腺肿瘤的早期发现提供了技术支持, 具有重要的临床意义。

关键词: 自动乳腺超声; YOLO 目标检测; 乳头定位

Localization system of nipple in ABUS based on YOLO detection model

CHEN Jia-Wei¹, QIU Shun-Min^{2*}

(1. Shantou University, Shantou 515063, China; 2. First Affiliated Hospital of Shantou University School of Medicine, Shantou 515041, China)

ABSTRACT: Objective Early diagnosis of breast cancer is of paramount importance. We aim to utilize deep learning models to accurately detect the nipple area in Automated Breast Ultrasound (ABUS) data, ensuring reliable technical diagnostic support for breast tumors at an early stage. **Methods** Based on the YOLO series models, we locate and detect the nipple in ABUS coronal plane images, providing a positional reference for tumor diagnosis. **Results** The YOLO series models have all performed well. Particularly, the YOLOv5s model achieved a high precision rate of 0.955, a recall rate of 0.925, and a frame rate of 243, meeting the clinical diagnostic requirements. **Conclusion** The YOLOv5 model has demonstrated excellent performance in the ABUS nipple localization task. This technology provides crucial technical support for the early detection of breast tumors, with significant clinical implications.

KEY WORDS: automated breast ultrasound; YOLO object detection; nipple location

0 引言

乳腺癌是全球女性中最常见的癌症类型, 位居全球女性癌症死亡因素的前列^[1]。由于医疗服务的普及程度和对癌症认识的不足, 许多癌症病例在早期未被发现, 导致患者在确诊时往往已处于晚期, 显著降低了患者的生存率。通过定期进行检查, 可以显著降低死亡率。相关检查技术包括磁共振成像 (Magnetic Resonance Imaging, MRI)、乳房 X 光摄影 (Mammography) 和手持式超声 (Hand held ultrasound, HHUS) 扫描^[2]。而自动乳腺超声 (ABUS) 作为近期出现的全新乳腺肿瘤检测技术^[3], 因

其全自动检测方式避免了主观性和不确定性, 能够进一步提高检测的准确性, 已日益得到业内的广泛关注。

Kotsianos 等人^[4]对常见检查技术的表现进行了比较, 揭示了 ABUS 在各个方面的优势; Xu 等人^[5]研究了 ABUS 的应用上, 包括超声报告的一致性、降低人为因素产生的结果差异, 以及更迅速的图像获取能力等; Chae 等人^[6]提出在自动乳腺超声技术中, 冠状面、矢状面和横面是评估乳腺病变的关键视角, 特别是冠状视图, 相较于横视图, 通过较少的图像展示了更丰富的乳腺解剖细节, 使其成为在自动乳腺超声图像中检测病变的优选视图。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (第 82071992 号)

Fund: The National Natural Science Foundation of China under Grant (No. 82071992)

* 通信作者: 邱舜敏, 博士, 主治医师, 研究方向为超声医学与人工智能。E-mail: shunmqiu@163.com

* Corresponding author: QIU Shun-Min, Ph.D, Attending Physician, First Affiliated Hospital of Shantou University School of Medicine, Shantou 515041, China. E-mail: shunmqiu@163.com

在基于 ABUS 的乳腺肿瘤检测诊断中, 需要对肿瘤病灶进行精确定位, 并确定肿瘤的区域, 用于后续的诊断识别。由于乳头在乳腺中具有相对固定的位置, 在工程与临床上, 可以将其作为位置基准, 用于对乳腺肿瘤病灶的定位。因此, 准确地检测乳头的位置具有重要的意义。本文分别基于 YOLOv3、YOLOv5、YOLOv8 和 YOLOv9 模型对 ABUS 冠状面图像中的乳腺乳头进行定位检测, 并在精确度、召回率、均值平均精确度和 FPS 等指标上进行了性能比较。

1 材料与方法

1.1 模型介绍

本文使用 YOLO 系列模型对 ABUS 冠状面图像中的乳腺乳头进行定位检测。YOLO 系列模型由 Joseph 等人开发, 其核心思想是把目标检测转变为一个回归问题, 利用整张图片作为网络的输入, 通过单一的卷积神经网络 (Convolutional Neural Network, CNN) 前向传播过程, 一次性预测图像中所有目标的位置和类别, 在速度上快于需要多次扫描图像或生成区域的其他模型网络^[7-9]。YOLO 系列模型以其速度和准确性在目标检测领域取得了显著的成就。

YOLO 系列模型通过将输入图像分割成一个预设的网格系统来工作, 每个网格单元负责预测一定数量的边界框。这些边界框包含了目标的位置信息 (中心点坐标和宽高) 以及一个置信度分数, 该分数表示边界框内包含目标的确定程度。此外, 每

个边界框还会预测目标所属的类别。

在训练模型的过程中, 模型使用了一个综合性的损失函数, 它包括三个主要部分: 位置损失、置信度损失和类别损失。位置损失用于评估预测框与真实框在位置上的偏差; 置信度损失则关注于边界框是否准确地标记了目标, 并对那些错误标记为背景的框进行惩罚; 类别损失则确保目标类别的预测尽可能准确。

在预测阶段, 为了处理可能存在多个边界框指向同一目标的情况, YOLO 采用了非最大抑制 (Non-Maximum Suppression, NMS) 技术^[10]来去除冗余框, 保留那些置信度高且与其他框重叠度低的最佳边界框。通过这种方式, 能够有效地减少检测结果中的重复和错误, 提高检测的准确性和效率。

1.2 数据集

本文所使用的 ABUS 数据集来源于汕头市超声仪器研究所股份有限公司开发的智能乳腺全容积超声系统 (IBUS BE3), 实验中使用的深度学习模型处理了 842 个 ABUS 序列的冠状面图像。考虑到 ABUS 序列中相邻帧之间的高度相似性, 本文以 3 为步长来抽取每个序列的特定帧, 具体是从第 60 帧开始, 每隔 3 帧抽取一帧, 直到第 129 帧, 共抽取 24 帧。这种策略不仅减少了数据集中的重复信息, 还降低模型的训练时间, 同时保持了关键信息的完整性。通过这种方式, 本文总共得到了 20208 帧图像, 图 1 所示部分序列展示。这些图像构成了实验所使用的数据集。

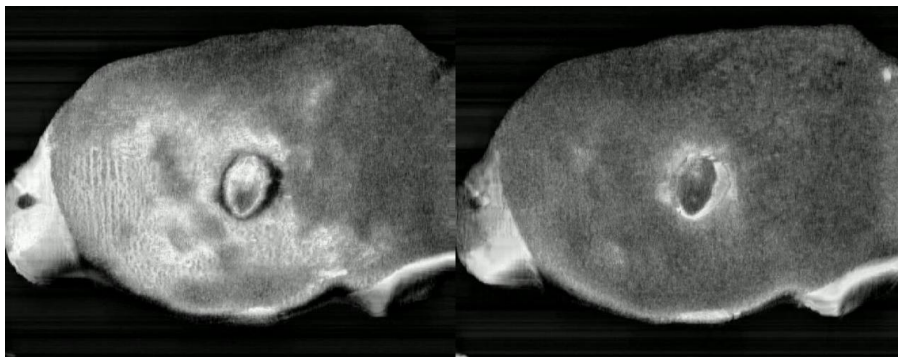


图 1 ABUS 切片序列

Fig.1 Sequence slicing of ABUS

为了有效地划分数据集并确保模型训练的效率和准确性, 本文采用了 7:2:1 的比例将数据分为训练集、验证集和测试集, 数量分别为 14136、4032、2040。这种划分方式有助于模型在不同阶段进行充分的训练、调整和评估。

1.3 训练环境

本文分别利用 YOLOv3、YOLOv5、YOLOv8 和 YOLOv9 四种模型对 ABUS 中的乳头区域进行检测。由于超声图像仅包含灰度信息、与自然场景相比较为简单, 因此本文均选择使用参数较小的模型, 以保持更好的特征提取能力。在模型的训练过程中, 训练周期和早停周期分别设置为 100 和 15。每个批次包含 64 张图像, 图像尺寸统一为 640×640 像素。优化器均选择为随机梯度下降 (Stochastic Gradient Descent, SGD), 初始学习率设定为 0.01, 并在训练过程中逐步调整。本文的试验环境如表 1 所示。

我们采用精确度、召回率、均值平均精确度和 FPS 指标对 YOLO 目标检测结果进行评估, 如表 2 所示。

其中, TP 是指模型正确将实际为正类的样本预测为正类的数量; FP 是模型错误将实际为负类的样本预测为正类的数量; FN 指的是模型错误将实际为正类的样本预测为负类的数量; 交并比 IoU 衡量预测边界框与真实边界框之间的重叠程度; mAP 是综合衡量 Precision 与 Recall 的指标。

表 1 训练环境配置

Table 1 Training environment configuration

操作系统	20.04.1-Ubuntu	CUDA 版本	12.4
CPU	i7-11700K	Python 版本	3.8.19
GPU	RTX3090	深度学习框架	Pytorch 2.4.0

表2 评估指标及公式
Table 2 Evaluation indicators and formulas

指标	公式
精确度 P	$P = \frac{TP}{TP + FP}$
召回率 R	$R = \frac{TP}{TP + FN}$
交并比 IoU	$IoU = \frac{\text{Intersection Area}}{\text{Union Area}}$
均值平均精确度 mAP	$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i$
帧率 FPS	$FPS = \frac{\text{frames}}{\text{time}}$

2 结果与分析

2.1 模型性能对比

测试集中各个模型的指标如表3所示。

从表3可见, YOLO系列模型在ABUS冠状面数据上对乳头的目标检测精度均显示出较好的性能, 精确率均能达到95%以上, 模型基本性能具有一致性。其中, 在YOLOv5模型取得了0.955的精确率、0.925的召回率以及243的帧率。这表明

YOLOv5模型在达到高检测精度的同时, 能够保持较快的推理速度, 满足临床和工业上的需求。

表3 实验结果
Table 3 Experimental results

Model	Precision	Recall	mAP50	mAP50-95	FPS
YOLOv3s	0.954	0.922	0.962	0.692	238
YOLOv5s	0.955	0.925	0.962	0.698	243
YOLOv8s	0.962	0.906	0.952	0.698	163
YOLOv9s	0.956	0.916	0.961	0.678	76

2.2 检测结果可视化

图2展示了各个模型在测试集上的可视化检测结果。其中, 第1列为金标准标签, 第2到5列分别展示了YOLOv3、YOLOv5、YOLOv8和YOLOv9模型的部分切片检测结果。由于网络结构存在差异, 不同模型在目标边缘的检测结果稍有不同, 目标框的置信度也存在差异。但在整体上, 在对ABUS冠状面中的乳头区域进行检测时, YOLOv3、YOLOv5、YOLOv8和YOLOv9模型均有较好的特征提取性能, 能够在噪声较高的乳腺超声图像上准确的检测出乳头目标区域。模型所检测出的乳头区域与金标准均有较高的匹配度, 这与表3中体现出的高精度实验结果相符。

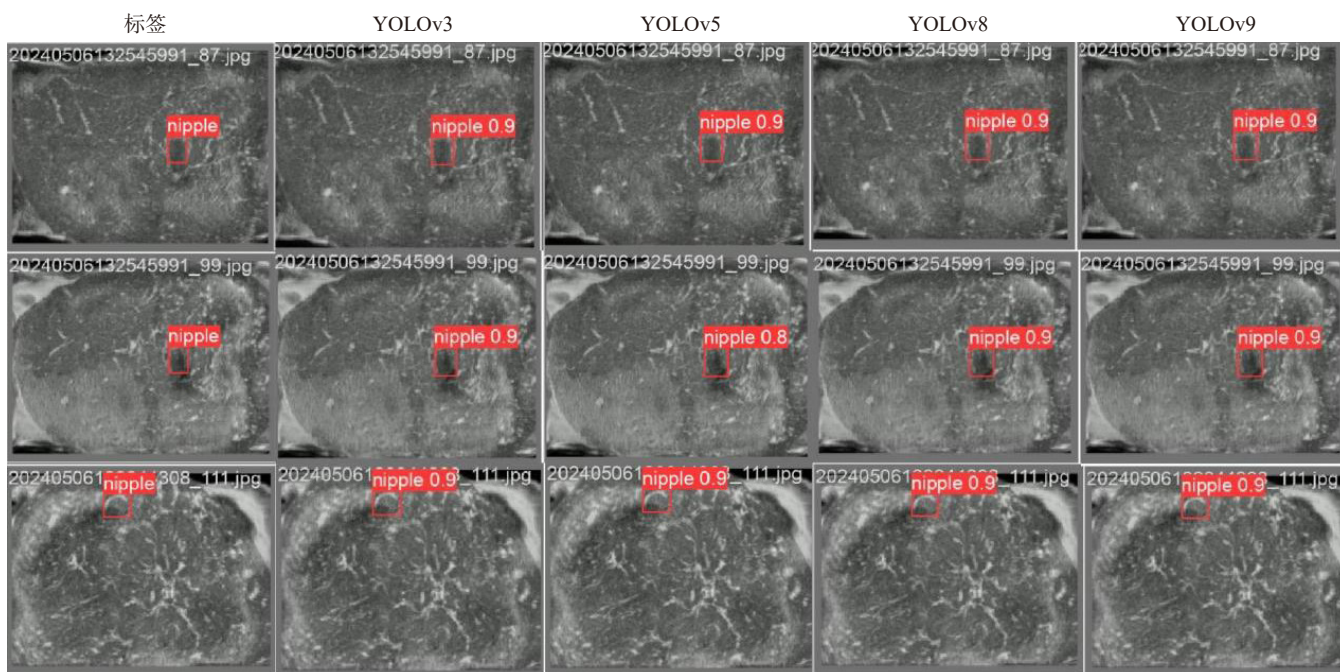


图2 不同模型在部分ABUS序列切片的检测结果

Fig.2 Different models' detection results on partial ABUS sequence slices

2.3 误差分析

通过对检测结果的进一步分析, 我们发现不同模型在目标

边缘的检测结果存在细微差异。YOLOv5模型在目标边缘的检测结果相对更加平滑和准确, 这可能归因于其在结构和层次上

的简单性, 使得模型在推理速度和检测精度之间取得了较好的平衡。相比之下, YOLOv8 和 YOLOv9 模型虽然在某些方面进行了更复杂的改进, 但在目标边缘的检测结果上并未表现出显著的优势。

2.4 数据集分析

ABUS 冠状面数据集具有较高的图像分辨率和噪声水平, 这对模型的检测性能带来了一定的挑战。通过使用数据增强技术 (如旋转、缩放、翻转等), 我们有效地提高了模型的泛化能力, 使其能够在不同类型的图像上均表现出较好的检测性能。

3 讨论与结论

3.1 模型性能讨论

自动乳腺超声 ABUS 作为一种全新乳腺肿瘤检测技术, 其全自动检测方式避免了手持超声的人为主观性和不确定性, 因而有更加标准的检测结果, 能够进一步提高检测的准确性。鉴于乳头定位在 ABUS 乳腺肿瘤病灶定位上具有重要作用, 本文分别使用多个 YOLO 系列模型, 对 ABUS 冠状面切片中的乳头区域进行目标检测。实验结果表明, YOLO 系列模型在 ABUS 超声图像上的目标检测均能表现出较好的性能。

这些优秀性能的取得, 得益于 YOLO 系列模型不断进化的网络结构和算法优化。从 YOLOv3 的自适应锚框计算和借鉴于 Resnet 残差网络思想而诞生的 Darknet-53 架构, 到 YOLOv5 中引入跨阶段部分连接 (Cross Stage Partia, CSP) 技术的 CSPDarknet-53 结构和各种数据增强技术, 再到 YOLOv8 的创新解耦检测头设计和综合损失函数, 以及 YOLOv9 的可编程梯度信息 (Programmable Gradient Information, PGI) 和通用高效层聚合网络 (Generalized Efficient Layer Aggregation Network, GELAN), 每一版本的 YOLO 都在提高检测的准确性、鲁棒性和效率方面做出了显著贡献。

3.2 临床与工业应用

在 ABUS 乳头定位任务中, YOLO 系列模型的应用价值得到了验证。它们不仅能够提供更加标准化的检测结果, 还有助于人工智能的学习和处理, 进一步提高检测的准确性。通过详细讨论各个 YOLO 模型在 ABUS 乳头定位任务中的检测结果, 本文验证了所选模型的性能, 并基于实验结果得出结论: YOLO 系列模型, 特别是 YOLOv5 模型在 ABUS 乳头定位任务中表现出色, 具有高度的应用价值, 能够为乳腺肿瘤的早期诊断提供强有力的技术支持。

3.3 未来工作

未来我们能够继续扩充 ABUS 冠状面数据集, 进一步提高模型的鲁棒性, 处理更复杂的图像场景。此外, 我们也可以将模型应用于其他类型的医学图像, 探索如何将 YOLOv5 模型扩

展到其他目标检测任务, 如多目标检测、实例分割等, 以进一步验证其在不同任务中的通用性和有效性。

参考文献

- [1] WILKINSON L, GATHANI T. Understanding breast cancer as a global health concern [J]. Br J Radiol, 2022, 95(1130): 20211033.
- [2] 汪秀玲, 吴笑松. 各种影像检查在乳腺癌诊治中的应用 [J]. 中国介入影像与治疗学, 2009, 6(05): 489-493.
- [3] 陈赫, 王秋程, 程文. 自动乳腺超声诊断系统在乳腺癌方面的应用进展 [J]. Pract Oncol J, 2022, 36(02): 193-196.
- [4] KOTSIANOS-HERMLE D, HILTAWSKY K M, WIRTH S, *et al.* Analysis of 107 breast lesions with automated 3D ultrasound and comparison with mammography and manual ultrasound [J]. Eur J Radiol, 2009, 71(01): 109-115.
- [5] XU Y, WANG Y, YUAN J, *et al.* Medical breast ultrasound image segmentation by machine learning [J]. Ultrasonics, 2018, 91: 1-9.
- [6] CHAE EY, CHA JH, KIM HH, *et al.* Comparison of lesion detection in the transverse and coronal views on automated breast sonography [J]. J Ultrasound Med, 2015, 34(01): 125-35.
- [7] JIANG P, ERGU D, LIU F, *et al.* A Review of Yolo algorithm developments [J]. Procedia Comput Sci, 2022, 199: 1066-1073.
- [8] VISWANATHA V, CHANDANA RK, RAMACHANDRA AC. Real time object detection system with YOLO and CNN models: A review [J]. Xi'an Univ Archit Technol, 2022, 14(07): 144-151.
- [9] 邵延华, 张铎, 楚红雨, 等. 基于深度学习的 YOLO 目标检测综述 [J]. 电子与信息学报, 2022, 44(10): 3697-3708.
- [10] NEUBECK A, VAN GOOL L. Efficient non-maximum suppression [C]//18th international conference on pattern recognition (ICPR'06). IEEE, 2006, 3: 850-855.

作者简介



陈嘉炜, 硕士, 研究方向为医学图像处理、人工智能。



邱舜敏, 博士, 主治医师, 研究方向为超声医学与人工智能。