

一种改进 YOLOv8 的乳腺 X 线图像微钙化检测方法

王海永^{1,2} 陈智丽^{1*}

WANG Haiyong CHEN Zhili

摘要

针对现有目标检测算法对于乳腺微钙化病灶检测效果差,存在误检、漏检等问题,在 YOLO 及其他目标检测算法的启发下,文章提出了一种引入 SEAttention 注意力机制的改进的 YOLOv8 目标检测算法。在 YOLOv8 网络 Head 结构中添加 SE 模块,旨在增强特征图中重要特征通道的影响力。在 DDSM 数据集上的实验结果表明,改进的目标检测算法对乳腺 X 线图像微钙化的检测 mAP50 可达 0.439,与原始 YOLOv8 基线相比提升了 0.055,有效提升了 YOLO 网络对乳腺微钙化的检测效果,可以辅助医生发现乳腺微钙化并鉴别其良恶性。

关键词

目标检测; YOLO; 注意力机制; 乳腺 X 线图像; 微钙化

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.12.010

0 引言

乳腺癌是全球女性中最为常见的癌症类型,同时也是导致女性癌症死亡的第二大主要原因。2020 年,全球有 230 万女性被确诊患有乳腺癌,该疾病在全球范围内造成 68.5 万人死亡。截至 2020 年底,总计有 780 万女性被诊断为患有乳腺癌^[1]。在乳腺 X 线图像中,微钙化是极为重要的医学影像学特征,为乳腺癌的早期筛查提供了关键参考依据,对乳腺癌的诊断具有重大价值^[2-4]。目前,乳腺 X 线影像的临床诊断主要依赖放射科医师的人工判读,其准确性与医师临床经验密切相关,导致传统的人工阅片方式效率较低。鉴于此,当前迫切需要开展计算机辅助诊断 (computer aided diagnosis, CAD) 方法的研究,提高其在乳腺癌筛查和诊断方面的准确性和效率。

早期检测方法主要采用人工特征提取方法,如 Deshpande 等^[5]运用灰度共生矩阵 (GLCM) 的 18 个度量来提取乳腺 X 线图像的纹理特征。Sarvestani 等^[6]使用决策树 (DT) 对分割后的微钙化点进行筛选,并使用人工神经网络 (ANN) 对乳腺微钙化点进行分类。Papadopoulos 等^[7]所提出的方法分 3 个阶段实现,在检测阶段识别微钙化簇及特征提取阶段计算每个微钙化簇的重要特征,在分类阶段采用基于人工神经网络和 SVM 来实现。

近年来,神经网络的深度学习方法凭借其强大的自学习能力,能够实现自动特征提取,极大提高了特征提取的效率和准确性。Jiang 等^[8]提出了一种基于 PAA 算法的三阶段深度学习框架,用于乳腺癌的检测和分类。Singh

等^[9]运用卷积神经网络,针对乳腺 X 线图像的自动检测与微钙化分类展开深入研究。Chen 等^[10]提出一种新颖的方法,依据钙化点的拓扑连通性等多尺度形态特征,对微钙化进行建模与分类,在乳腺数字化数据集 (MIAS^[11] 和 DDSM^[12]) 中取得了分类准确率 96% 的优异结果。Hsieh 等^[13]采用 VGG16 模型识别尺寸为 128 px×128 px 病灶区,进一步使用 MASK R-CNN 模型分割出钙化点,最后使用 InceptionV3 模型进行乳腺微钙化点的良性和恶性分类。

综上所述,基于深度学习的方法凭借其有效的特征表示能力,已然成为医学影像领域目标检测的主导趋势。然而现有乳腺 X 线图像检测通常采用多个步骤完成,存在模型训练工作量大、方案整体性能差、生产不易落地等问题。因此,实现一个端到端的乳腺 X 线图像自动检测方法显得十分必要。

1 研究方法

1.1 整体技术方案

如图 1 所示,整个乳腺 X 线图像处理流程,首先输入乳腺 X 线图像,随后将图像输入到乳腺 X 线图像背景去除模块。该模块的核心任务是去除图像中的背景信息,这样图像面积通常可有效缩减一半,从而提高了后续处理的效率。一般情况下,经过去除背景处理后的图像高宽比约为 2:1。为了进一步优化图像处理流程,系统引入了图像分块处理模块。该模块从图像中间将其截成两小块。这样做的目的是在后续的图像处理环节中,避免因缩放或填充等操作而致使图像精度降低。通过实验得到表 1 数据,采用分块后 mAP50 由 0.044 提升到 0.384。该训练结果将作为后续模型改进的基线版本。接下来,每一块图像都被送入乳腺微钙化病灶检测模块。该模块是系统的核心部分,负责进行模型训练和推理预测。最

1. 沈阳建筑大学计算机科学与工程学院 辽宁沈阳 110168

2. 东软集团股份有限公司医疗健康事业部 辽宁沈阳 110179

终，乳腺微钙化病灶检测模块输出乳腺病灶的检测结果。这些结果包括病灶的位置、大小以及良恶分类等信息，为医生提供了重要的参考依据。

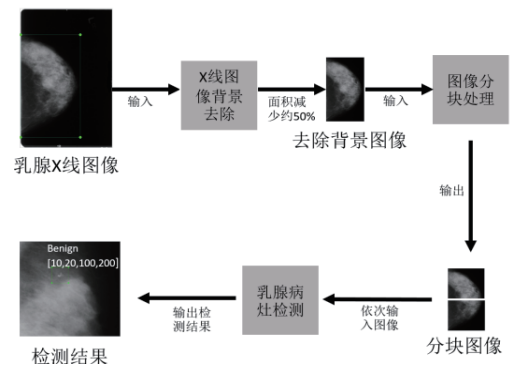


图1 乳腺X线图像微钙化检测处理流程

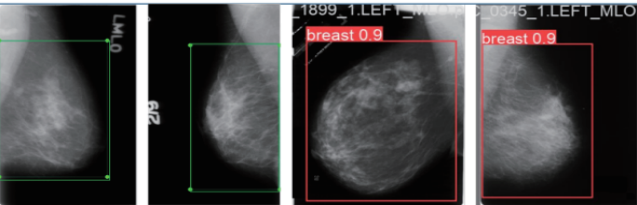
表1 YOLOv8 乳腺X线图像分块与否对比实验

模型	图像大小	mAP50	是否分块
YOLOv8m	512 px×512 px	0.044	否
YOLOv8m	1 024 px×1 024 px	0.135	否
YOLOv8m	2 048 px×2 048 px	0.22	否
YOLOv8m	512 px×512 px	0.384	是

1.2 X线图像背景去除

通常乳腺X线图像的尺寸较大，然而乳腺组织区域面积一般仅占整张图像面积的1/2。本文将乳腺组织区域之外的部分图像定义为背景，背景大部分为黑色，其中包含人名、标签等无关信息。提取乳腺组织区域并去除背景，能够有效减小乳腺X线图像的尺寸，从而提升模型检测性能和减少后续的计算量。

由于乳腺组织特征显著，本文采用YOLO目标检测去除乳腺X线图像背景，通过实验验证可以做到完美地去除背景。本文从乳腺X线图像数据集中，以分层随机抽样的方式，挑选并标注了4种不同类型的图像，分别为LEFT-MLO、LEFT-CC、RIGHT-MLO和RIGHT-CC，每种类型各选取50张，共计200张图像。针对这些图像，对其中的乳腺组织轮廓进行了细致的标注（图2（a）（b）中的矩形框）。本文选用YOLOv8n模型进行训练，训练结果mAP50为0.995，具有良好的预测效果（图2（c）（d）中的矩形框）。



(a) 标注图像 (b) 标注图像 (c) 预测图像 (d) 预测图像
图2 乳腺X线图像去除背景标注

1.3 YOLOv8 目标检测模型改进

在使用YOLOv8模型对乳腺X线图像进行微钙化病灶识别的过程中，发现其性能仍有提升空间。YOLOv8的Head部分作为网络结构的最后一层，主要负责将特征图转换为目标的预测框、置信度和类别得分等信息。为了进一步提升YOLOv8的性能，本文提出了引入SEAttention（squeeze-and-excitation attention）机制的改进方法。SEAttention机制通过自适应地重新校准通道特征响应，能够有效增强重要特征通道的影响，抑制不重要的特征通道，从而提升模型的检测性能。具体改进方法是在YOLOv8的Head结构中添加SE模块（SE Block）^[14]。如图3中的SE模块由两个主要部分组成：Squeeze操作和Excitation操作。通过引入SEAttention机制，模型能够更有效地聚焦于乳腺X线图像中的关键特征，提升检测精度和速度。实验结果表明，改进后的模型在微钙化病灶的检测任务中表现出更高的准确率和更低的误检率。

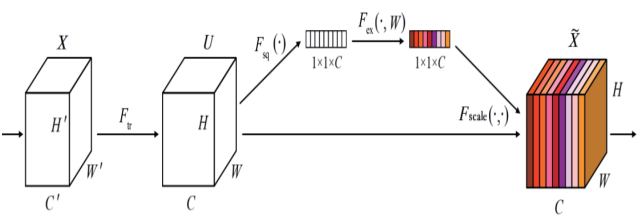


图3 挤压和激励模块

2 实验结果及分析

2.1 实验数据与参数

本文实验采用的数据集为DDSM数据集。数字乳腺筛查数据库（digital database for screening mammography, DDSM）。训练使用的数据集包含800张图像，按照7:3的比例划分为训练集和验证集。

在模型训练过程中，本文采用了一系列优化的参数配置。训练使用的学习率设定为0.01，momentum为0.937，优化器选择了SGD。batch size为16，训练总共进行了400个epoch。为了防止过拟合，启用了50个回合内性能不再提升早停机制。

2.2 实验结果分析

（1）YOLOv8改进消融对比实验

为了验证本文提出的改进方法对YOLOv8模型性能的提升效果。在相同的测试环境，图像训练尺寸采用为512 px×512 px，进行了改进前后的对比实验，实验结果如表2所示，结果表明本文提出的改进方法，在乳腺X线图像微钙化病灶检测任务中表现出更高的准确性。

表 2 YOLOv8 改进消融对比实验

模型	mAP50	GFLOPs
YOLOv8m	0.384	78.7
YOLOv8m+SEA (Ours)	0.439	85.3

(2) YOLOv8 训练图像大小对比实验

在研究改进方法的过程中，还对模型图像的训练尺寸进行了详细的对比实验。通过一系列不同训练图像尺寸进行对比，发现当训练图像的尺寸为 512 px×512 px 时，模型的性能表现最佳。实验结果如表 3 所示。因此，基于这一实验结果，本文最终选择 512 px×512 px 的图像尺寸作为实验的数据图像训练尺寸。

表 3 YOLOv8 训练图像大小改进对比实验

模型	图像大小	mAP50	GFLOPs
YOLOv8m+SEA	224 px×224 px	0.223	85.3
YOLOv8m+SEA	480 px×480 px	0.322	85.3
YOLOv8m+SEA	512 px×512 px	0.439	85.3
YOLOv8m+SEA	640 px×640 px	0.332	85.3

(3) YOLOv8 模型大小改进对比实验

在实验过程中，本文还对 YOLOv8 的不同模型大小进行了训练对比实验。实验结果如表 4 所示，DDSM 数据集属于中小规模的数据集。在这种情况下，使用 YOLOv8m 和 YOLOv8s 模型能够获得更好的性能。

表 4 YOLOv8 模型大小改进实验对比

模型	mAP50	GFLOPs
YOLOv8n+SEA	0.318	8.1
YOLOv8s+SEA	0.424	28.4
YOLOv8m+SEA	0.439	85.3
YOLOv8l+SEA	0.387	191.9

(4) YOLOv8 图像增强方法组合实验

为了评估图像数据增强技术对改进模型检测性能的影响。在相同的测试环境下，本文对 90° 旋转、180° 旋转和 mosaic 等多种增强方法进行了组合对比实验。

实验结果如表 5 所示，当将 90° 旋转、180° 旋转和 mosaic 三种增强方法组合使用时，模型的检测性能达到最佳。

表 5 YOLOv8 图像增强方法组合实验

模型	增强方法	mAP50	GFLOPs
YOLOv8m+SEA	(90° 180°)	0.309	85.3
YOLOv8m+SEA	(90° mosaic)	0.402	85.3
YOLOv8m+SEA	(180° mosaic)	0.299	85.3
YOLOv8m+SEA	(90° 180° mosaic)	0.439	85.3

(5) YOLOv8 不同改进方法对比实验

本文挑选最新 YOLO 改进方法进行对比实验，其中有 ECA (efficient channel attention) [15]、CBAM (convolutional block attention module) [16]、GAM (global attention mechanism) [17]、LDCConv (linear deformable convolution) [18]、SA-Net (shuffle attention) [19] 和 ODCConv (omni-dimensional convolution) +DyHead (dynamic head) [20]。实验数据如表 6 所示，本文所引入的 SEAttention 注意力机制对 YOLOv8 模型的改进效果尤为显著。

表 6 YOLOv8 不同改进方法对比实验

模型	mAP50	GFLOPs
YOLOv8m+ECA	0.392	78.7
YOLOv8m+CBAM	0.399	81.9
YOLOv8m+GAM	0.387	82.2
YOLOv8m+LDCConv	0.403	85.6
YOLOv8m+SA-Net	0.415	79.1
YOLOv8m+ODConv+DyHead	0.428	84.5
YOLOv8m+SEA (Ours)	0.439	85.3

(6) YOLOv8 改进模型推理可视化实验

为了进一步验证改进 YOLOv8 模型的性能，本文在 DDSM 乳腺微钙化数据集上进行了全面的测试，并对实验结果进行了可视化实验。实验结果如图 4 所示，改进后的模型在检测微钙化病灶时表现出色，能够准确识别出病灶的位置和分类。

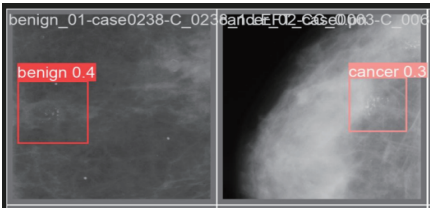


图 4 改进 YOLOv8 模型预测结果可视化

3 结论

目前由于乳腺癌疾病患者数量多、情况复杂，放射科医生正面临着比以往更多的挑战。因此，本文根据当前先进的目标检测技术，深入开展了计算机辅助诊断方法的相关研究。在本文中作者构建了基于 YOLOv8 的改进模型，成功实现了乳腺 X 线图像微钙化端对端的检测方法，并精心组织了改进前后的对比实验。实验结果证实，改进后的模型在检测性能方面有显著提升。

然而，本项工作也有一些局限性。展望未来，可对本文中乳腺 X 线图像分块的算法加以改进，避免其分割病灶区域，以提升检测效果。此外，后续还可以完善 DDSM 数据集在微钙化标注数据方面的不足，从而进一步提升乳腺微钙化检测模型的性能。

参考文献:

- [1] World Health Organization. Breast cancer[EB/OL]. (2024-08-14)[2025-11-02].<https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/breast-cancer>.
- [2] 夏邑芳, 张琳, 刘伟. 钼靶检出的微钙化对于乳腺癌诊断的意义[J]. 中国辐射卫生, 2017, 26(5): 612-615.
- [3] AZAM S, ERIKSSON M, SJÖLANDER A, et al. Mammographic microcalcifications and risk of breast cancer[J]. British journal of cancer, 2021, 125(5): 759-765.
- [4] 张燕玲, 秦妹竹. 微钙化乳腺癌钼靶片诊断中的价值和进展分析[J]. 影像研究与医学应用, 2020, 4(21): 5-7.
- [5] DESHPANDE D S, RAJURKAR A M, MANTHALKAR R M. Medical image analysis an attempt for mammogram classification using texture based association rule mining[C]//2013 Fourth National Conference on Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics (NCVPRIPG). Piscataway: IEEE, 2014: 1-5.
- [6] SARVESTANI Z M, JAMALI J, TAGHIZADEH M, et al. A novel machine learning approach on texture analysis for automatic breast microcalcification diagnosis classification of mammogram images[J]. Journal of cancer research and clinical oncology, 2023, 149(9): 6151-6170.
- [7] PAPADOPOULOS A, FOTIADIS D I, LIKAS A. Characterization of clustered microcalcifications in digitized mammograms using neural networks and support vector machines[J]. Artificial intelligence in medicine, 2005, 34(2): 141-150.
- [8] JIANG J L, PENG J C, HU C T, et al. Breast cancer detection and classification in mammogram using a three-stage deep learning framework based on PAA algorithm[J]. Artificial intelligence in medicine, 2022, 134: 102419.
- [9] SINGH K K, KUMAR S, ANTONAKAKIS M, et al. Deep learning capabilities for the categorization of microcalcification[J]. International journal of environmental research and public health, 2022, 19(4): 2159.
- [10] CHEN Z L, STRANGE H, OLIVER A, et al. Topological modeling and classification of mammographic microcalcification clusters[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2014, 62(4): 1203-1214.
- [11] SUCKLING J, PARKER J, DANCE D R. The mammographic image analysis society digital mammogram database[EB/OL]. 1994[2025-11-12].<https://www.semanticscholar.org/paper/The-Mammographic-Image-Analysis-Society-digital-Suckling-Parker/81e89f25baed869a690ffc6f93cd0306c58cfe14>.
- [12] HEATH M, BOWYER K, KOPANS D, et al. The digital database for screening mammography[EB/OL]. 2000[2025-10-25].https://www.researchgate.net/publication/228543259_The_Digital_Database_for_Screening_Mammography.
- [13] HSIEH Y C, CHIN C L, WEI C S, et al. Combining VGG16, Mask R-CNN and Inception V3 to identify the benign and malignant of breast microcalcification clusters[C/OL]//2020 International Conference on Fuzzy Theory and Its Applications(iFUZZY). Piscataway: IEEE, 2020[2025-11-01]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/9297809>. DOI: 10.1109/iFUZZY50310.2020.9297809.
- [14] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C/OL]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2018[2025-11-03]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8578843>. DOI: 10.1109/CVPR.2018.00745.
- [15] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway: IEEE, 2020: 11531-11539.
- [16] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[EB/OL]. (2018-07-18)[2025-11-03]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.06521>.
- [17] LIU Y C, SHAO Z R, HOFFMANN N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions[EB/OL]. (2021-12-10)[2025-11-03]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.05561>.
- [18] ZHANG X, SONG Y Z, SONG T T, et al. LDConv: linear deformable convolution for improving convolutional neural networks[J]. Image and vision computing, 2024, 149: 105190.
- [19] ZHANG Q L, YANG Y B. SA-Net: shuffle attention for deep convolutional neural networks[J]. IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing, 2021: 2235-2239.
- [20] ZHANG Y H, LI P, LAN Y H, et al. Research on breast cancer detection methods based on ODMV-MulDyHead-YOLO[J]. IEEE access, 2025, 12: 186819-186835.

【作者简介】

王海永(1977—), 男, 黑龙江密山人, 硕士研究生, 研究方向: 计算机视觉。

陈智丽(1981—), 通信作者(email: zzc@sjzu.edu.cn), 女, 辽宁台安人, 博士, 教授、硕士研究生导师, 研究方向: 计算机视觉。

(收稿日期: 2025-06-20 修回日期: 2025-12-02)