

改进 U-Net 模型在心包积液超声心动图 图像分割中的应用

龚 薇 李钟玉 苏振国 宁传永 铁晓烂 孙 鹏

摘 要 心包积液是由多种因素引起的心包腔内液体积聚,超声心动图是其常用的诊断工具,但由于图像噪声、回声变化和分割区域形状不规则等问题,常导致定位困难。本文提出了一种改进 U-Net 模型,并探讨其自动分割心包积液超声心动图图像的应用价值。本文纳入公开数据集 Pericardial-Effusion-experimental-data 中 2541 组(共 5082 张图片)数据,以 7:3 的比例分为训练集(1779 组,3558 张图片)和公开测试集(762 组,1524 张图片),另纳入山东第二医科大学附属医院的心包积液患者超声心动图图像 38 张作为外部测试集。基于训练集对 U-Net 模型进行改进,具体方法包括引入多尺度特征提取模块和 Dropout2d 机制,以增强模型的泛化能力和分割精度;在下采样过程中应用 LeakyReLU 激活函数,提高模型的非线性表达能力;在卷积层中采用反射填充,优化积液区边界的轮廓。比较改进前后 U-Net 模型在公开测试集和外部测试集上的准确率、召回率、精确度和 F1 分数,结果显示,改进后 U-Net 模型在公开测试集和外部测试集中的准确率分别为 96.97% 和 98.00%,召回率分别为 91.47% 和 80.03%,精确度分别为 69.84% 和 52.20%,F1 分数分别为 77.34% 和 60.86%。上述结果表明,改进 U-Net 模型具有较好的泛化能力,为心包积液超声心动图图像的自动分割提供了一种有效的解决方案,能够在提高诊断效率的同时,确保较高的准确率。

关键词 超声心动描记术;心包积液;医学图像分割;U-Net 模型

[中图法分类号]R540.45

[文献标识码]A

Application of improved U-Net model in the image segmentation of pericardial effusion echocardiography

GONG Wei, LI Zhongyu, SU Zhenguo, NING Chuanyong, TIE Xiaolan, SUN Peng

School of Medical Information and Engineering, Ningxia Medical University, Yinchuan 750004, China

ABSTRACT Pericardial effusion refers to the accumulation of fluid in the pericardial cavity due to various causes. Although echocardiography is a common diagnostic tool, its effectiveness can be limited by issues such as image noise, echo variations, and irregular segmentation boundaries, making it challenging to accurately locate effusions. This study proposes an improved U-Net model to explore its application value in the automatic segmentation of pericardial effusion in echocardiographic images. The publicly available Pericardial-Effusion-experimental-data dataset, containing 2541 sets (5082 images), were divided into a 7:3 ratio, with 1779 sets (3558 images) used for training and 762 sets (1524 images) for testing. Additionally, 38 echocardiographic images of pericardial effusion patients from the Affiliated Hospital of Shandong Second Medical University were included as an external test set. The U-Net model was enhanced by incorporating a multi-scale feature extraction module and a Dropout2d mechanism to improve generalization and segmentation accuracy. The LeakyReLU activation function was applied during downsampling to boost the model's nonlinear expression capability, while reflection padding was used in the convolutional layers to refine the boundaries of the effusion region. Performance comparison between the original and improved models, using the open and external test sets, revealed that the improved U-Net model achieved accuracy rates of 96.97% and 98.00%, recall rates of 91.47% and 80.03%, precision rates of 69.84% and 52.20%, and F1 scores of 77.34% and 60.86%.

基金项目:教育部产学合作协同育人项目(22107040035230);2023 年宁夏回族自治区区级大学生创新创业训练计划项目(S202310752012)

作者单位:750004 银川市,宁夏医科大学医学信息与工程学院(龚薇、苏振国),第一临床医学院(李钟玉、宁传永、铁晓烂);宁夏回族自治区医学
科学研究所(孙鹏)

通讯作者:孙鹏, Email:sunpeng@nxmu.edu.cn

respectively. These results demonstrate that the improved U-Net model exhibits strong generalization ability and offers an effective solution for the automatic segmentation of pericardial effusion echocardiographic images, enhancing diagnostic efficiency while maintaining high accuracy.

KEY WORDS Echocardiography; Pericardial effusion; Medical image segmentation; U-Net model

心包积液是指由于各种因素引起的心包腔内液体积聚,正常成人心中包内含积液超过 50 ml 即可诊断为心包积液^[1]。心包积液临床较为常见,心脏手术后其发病率高达 85%,当积液迅速增加或达到一定程度时,会出现心脏堵塞,使心包内压力升高,心脏受压后回流受限,最终导致器官衰竭休克,极端情况下还会引起心脏骤停,严重危及患者生命^[2]。超声心动图是目前临床诊断心包积液的常用方法,具有较高的灵敏度和特异度^[3],但心包积液超声心动图图像存在噪点多、心脏各腔室回声随时间周期变化及分割区域形状不规则等问题^[4],导致心包积液的位置不易准确定位。U-Net 模型作为最有效的生物医学图像分割算法之一,目前已有较多研究基于该模型自动识别脏器及疾病,冯嘉钦等^[5]基于多尺度 U-Net 对肾脏 CT 图像进行分割,提出了一种结合多尺度 U-Net 模型和分水岭后处理的方法,能够有效分割肾脏位置;夏景明等^[6]基于 LMD-UNet 网络对脑肿瘤多模态 MRI 图像进行了分割,通过在编码解码阶段分别采用局部特征残差融合密集块和多尺度卷积模块及双分支卷积的方式生成新的高级语义特征,能够有效分割出细节边缘部分;Jing 等^[7]基于改进 U-Net 模型对食管癌细胞的光学显微图像进行分割,通过引入注意力机制提高细胞区域与背景的对比度,改进 U-Net 模型对食管癌细胞的识别准确率可达 96%。Yazdian 等^[8]使用基于 U-Net 的深度学习模型对肾细胞癌、囊肿和正常部分的 MRI 图像进行分割,分别训练了二维和三维 U-Net,平均 Dice 相似系数分别为 0.780 和 0.816,表明 U-Net 模型具有良好的检测和分割能力。Danush 等^[9]基于改进的 U-Net 模型对前列腺癌 MRI 图像进行识别,该模型结合了 Transformer 架构,与传统 U-Net 模型相比识别更加精准;袁琳等^[10]使用改进的 U-Net 模型对乳腺肿瘤超声图像进行分割,结果显示改进后的模型更具有稳定性,能够精准分割肿瘤区域。U-Net 模型在医学图像分割领域具有良好的应用前景,但标准 U-Net 模型由于在训练过程中会过多增加训练集的细节部分,导致在测试集中的分割结果会出现较大误差,即过拟合现象^[11];且其对于低对比度区域存在分割不足的情况,会导致分割区域边缘模糊及较暗区域难以准确分割等问题。本文通过在 U-Net 卷积模块中引入 Dropout2d 层和 BatchNorm2d 层,使用 LeakyReLU 激活函数,并优化模型的上采样,以提高超声图像分割精度,并协助临床完成心包积液的定性诊断,旨在确保准确率的同时提高阅片效率。

一、数据集选择

本文纳入公开数据集 Pericardial-Effusion-experimental-data (<https://github.com/ncnuaiilab/Pericardial-Effusion-experimental-data>) 中 5140 组共 10 280 张图片,剔除无心包积液疾病的图像后得到可用数据 2541 组(共 5082 张图片),每组数据由心包积

液超声心动图图像和掩码图组成,以 7:3 的比例将其分为训练集和公开测试集,其中训练集 1779 组(共 3558 张图片),测试集 762 组(共 1524 张图片)。另纳入 2023 年 10 月 1~30 日潍坊医学院附属医院的心包积液患者超声心动图图像 38 张,由超声科专家使用 LabelMe 将心包积液的位置在图像中标注出来作为掩码图,用于模型的外部测试集,以验证改进 U-Net 模型对于医院临床数据中的超声心动图图像的泛化能力。

二、U-Net 模型结构及改进方法

1. U-Net 模型结构

U-Net 模型属于对称的编码-解码结构(图 1),其左侧是用于捕获上下文信息的编码器,右侧是用于执行精确定位的解码器^[12]。该模型采用反卷积和跳跃连接的方式,使得不同尺度的特征得到融合,从而提高分割精度^[13]。编码器网络进行编码学习,上采样层将数据流放大不同尺度,池化层可以增加感受野并降低图像分辨率^[14];解码器网络学习不同尺度下数据流中的特性信息,进行端到端训练,利用不同分辨率同层位置的对应特征图信息为目标的分割提供帮助^[15]。

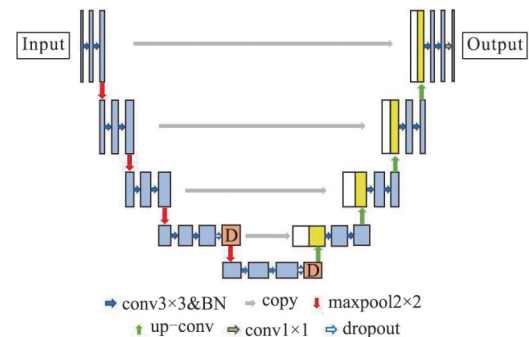


图 1 U-Net 模型结构示意图

2. U-Net 模型改进方法

为了进一步提高 U-Net 模型的性能和训练效果,本文对其进行了一系列改进和优化。首先,在卷积板块中引入了 Dropout2d 层和 BatchNorm2d 层,有助于减少过拟合并加速模型的训练过程。Dropout2d 层能够随机将一部分神经元输出设置为 0,从而减少神经元之间的依赖关系,有助于防止过拟合^[16];而 BatchNorm2d 层则能够加速模型的收敛速度,提高训练效率和 F1 分数,从而提升模型的分割性能^[17]。其次,在卷积板块和下采样中使用 LeakyReLU 激活函数^[18],以增加模型的非线性能力。相较于传统的 ReLU 激活函数,LeakyReLU 激活函数能够在输入负数时有一个小的斜率,可避免神经元“死亡”,进而增强模型的表达能力。公式(1)为 LeakyReLU 激活函数的数学表达式。

$$f(x) = \begin{cases} x, & \text{if } x \geq 0 \\ \text{negativ_slope} \cdot x, & \text{if } x < 0 \end{cases} \quad (1)$$

在卷积层中,使用反射填充可以更好地处理边界像素,从

而提高模型对边界信息的学习能力。这种处理方式能够减少边界信息的丢失,提高模型对心包积液边缘细节的捕捉能力。此外,引入不同的损失函数能够在训练过程中提高 U-Net 模型的性能。在 U-Net 模型的最后一层使用 Sigmoid 激活函数,并将输出通道设置为 3,以适应分割任务的需求。Sigmoid 是一种平滑函数,能够将所有数据映射在 0~1^[19],适合处理二分类问题,而将输出通道设置为 3 则能够适应多通道的分割任务。公式(2)为 Sigmoid 激活函数的数学表达式。

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

最后,优化上采样实现方式,使用 Interpolate 进行上采样操作,并通过 1×1 卷积层减少通道数,以更好地融合特征图。这种优化方式能够提高上采样的精度,减少信息损失,进一步提高模型的分割性能。

3. 模型训练的改进方法

Adam 优化器^[20]可以有效结合其他算法的优点。结合矩估计思想,Adam 算法可以计算修正每轮梯度一阶矩与二阶矩动态调节学习率。该算法具有收敛速度快、内存需求少等特点^[21],能够很快实现优良的结果。同时训练采用 BCELoss 为损失函数,定义如下:

$$L(pt, target)=-w*[target*ln(pt)+(1-target)*ln(1-pt)] \quad (3)$$

其中,pt 为模型预测值,target 为标签值,w 为权重值(一般为 1)。对于整个训练集或批次数据,BCELoss 是对单个样本的损失求平均。

4. 评估指标

采用准确率、召回率、精确度、F1 分数共 4 个指标对心包积液超声心动图图像分割效果进行评价。

准确率为模型正确预测的样本数量占总样本数量的比例,其优点是简单明了、易于计算。其定义如公式(4)所示,其中 TP 表示真正的正类别样本数量,TN 表示真正的负类别样本数量,FP 表示错误预测为正类别的样本数量,FN 表示错误预测为负类别的样本数量。

$$\text{准确率}=(TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) \quad (4)$$

召回率为真正的正类别样本中被模型预测为正类别的数量。其定义如公式(5)所示。

$$\text{召回率}=TP/(TP+FN) \quad (5)$$

精确度为正确分类的样本数量占总样本数量的比例,精确度越高,模型的准确性越高。其定义如公式(6)所示。

$$\text{精确度}=TP/(TP+FP) \quad (6)$$

F1 分数为精确度和召回率的调和平均值,综合考虑了模型的准确性和完整性,常用于评估模型在处理不平衡数据集时的性能。其定义如公式(7)所示。

$$F1 \text{ 分数}=2*TP/(2*TP+FN+FP) \quad (7)$$

三、测试方法

本文测试包括公开测试和外部测试两部分,测试方法是应用模型对公开测试集和外部测试集中的心包积液超声心动图图像进行分割,将分割后的结果分别与各自数据集的掩码图进行对比。比较改进前后 U-Net 模型在公开测试集和外部测

试集中分割心包积液超声心动图图像的准确率、召回率、精确度和 F1 分数。

四、结果

改进前 U-Net 模型在公开测试集和外部测试集中的准确率、召回率、精确度、F1 分数分别为 94.44%、77.25%、27.44%、35.94% 和 95.75%、57.15%、19.22%、27.00%,改进后 U-Net 模型在公开测试集和外部测试集中的准确率、召回率、精确度、F1 分数分别为 96.97%、91.47%、69.84%、77.34% 和 98.00%、80.03%、52.20%、60.86%。见表 1。

表 1 改进前后 U-Net 模型性能在公开测试集和外部测试集中的比较 %

数据集	准确率	召回率	精确度	F1 分数
公开测试集				
改进前	94.44	77.25	27.44	35.94
改进后	96.97	91.47	69.84	77.34
外部测试集				
改进前	95.75	57.15	19.22	27.00
改进后	98.00	80.03	52.20	60.86

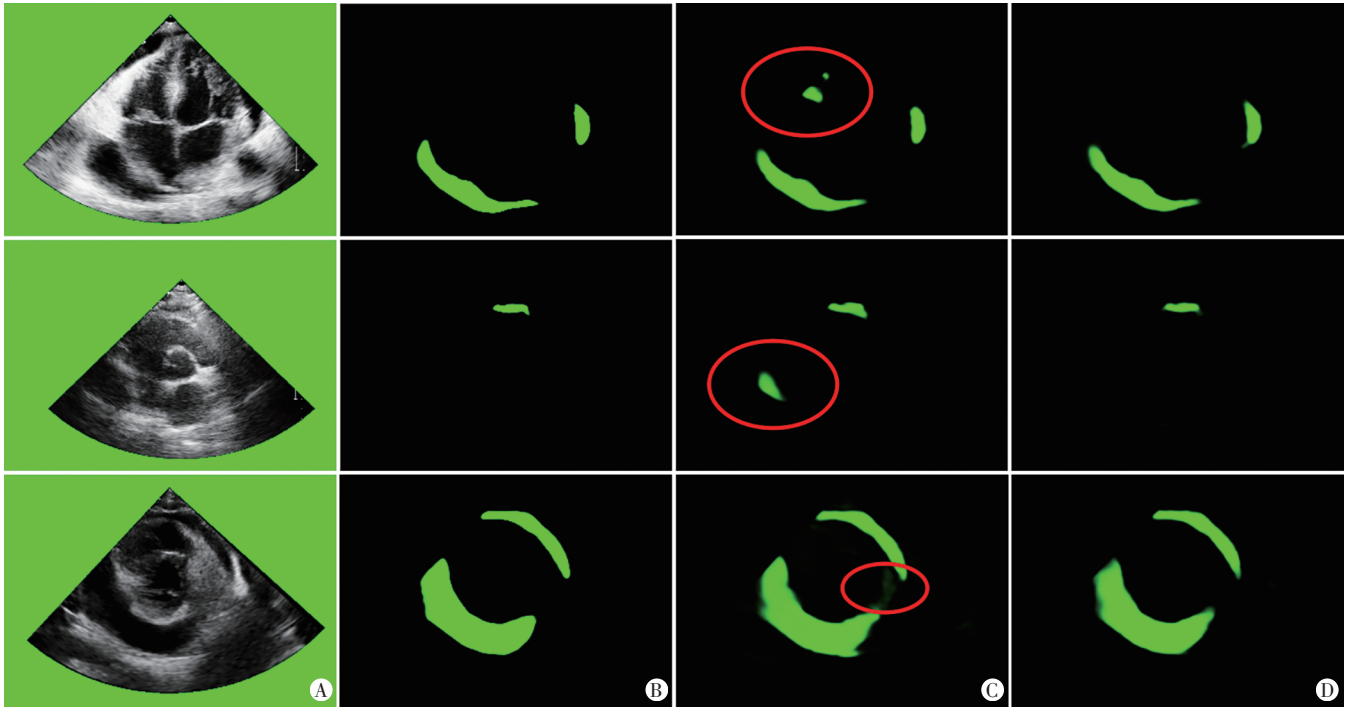
利用 U-Net 模型分割心包积液超声心动图图像见图 2。其中,图 2C、D 表示同一图像分别使用改进前和改进后 U-Net 模型进行分割,改进前 U-Net 模型分割图像的误差较大,边缘部分未细化;改进后 U-Net 模型分割结果与标准结果更吻合。

五、结论

本文提出的改进 U-Net 模型在卷积板块中引入 Dropout2d 层,减少了模型出现过拟合现象,更适用于测试集的图像分割。同时在模型卷积板块和下采样中加入了 LeakyReLU 激活函数,有效地更新了训练过程中的参数信息,使模型训练结果具有更好的泛化能力^[22]。然而引入 LeakyReLU 激活函数会使模型的计算量和复杂度增大,训练过程中需要耗费大量时间,因此在模型的 网络层激活输出上采用了批量归一化 (BatchNorm2d),不仅提高了模型的训练速度和稳定性,还能更快地找到损失函数的最优解。本文提出的改进 U-Net 模型利用公开数据集与医院收集的数据集作为训练集和测试集对心包积液超声心动图图像进行分割,结果显示与改进前 U-Net 模型相比,改进后 U-Net 模型在准确率、召回率、精确度、F1 分数 4 个评价指标上均有所提高,且模型具有良好的泛化能力。表明该模型可以更准确地分割出心包积液所在区域,为临床准确判断心包积液区域提供参考。

尽管改进 U-Net 模型在图像分割中取得了较好的效果,但仍存在一些不足:①由于超声心动图图像中心包积液区域的边缘复杂模糊,需进一步研究如何提高模型对心包积液边缘部分的细化能力;②对于部分较小的心包积液区域,改进 U-Net 模型的识别能力仍有待提高;③未探讨心包积液量的定量诊断情况。今后可通过更有效的特征提取方法和模型优化策略来解决上述不足。

综上所述,本文提出了一种改进 U-Net 模型用于分割心包积液超声心动图图像,该方法可以有效识别积液区域,为心包积液的智能诊断提供了新的思路和方法。



A:原始图像;B:标准U-Net模型分割图;C:改进前U-Net模型分割图(红圈表示与改进后U-Net模型对比出现的误差);D:改进后U-Net模型分割图

图2 基于公开数据集的U-Net模型对心包积液超声心动图图像的分割结果

参考文献

- [1] Aung H, Wai HY. Subacute cardiac tamponade with massive pericardial effusion[J]. Cureus, 2022, 14(12): e32250.
- [2] Stephen A, James RA, Brit L, et al. Pericardial tamponade: a comprehensive emergency medicine and echocardiography review[J]. Am J Emerg Med, 2022, 58(8): 159-174.
- [3] 王加楚. 超声心动图对心包积液的临床应用价值[J]. 中西医结合心血管病电子杂志, 2021, 9(9): 117-119.
- [4] 葛帅, 严加勇, 谢利剑, 等. 改进型U-Net网络的左心室超声心动图图像分割[J]. 软件导刊, 2021, 20(2): 206-209.
- [5] 冯嘉钦, 邱卫根, 张立臣. 基于多尺度UNet的肾脏CT图像分割[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(8): 221-227, 243.
- [6] 夏景明, 谈玲, 梁颖. LMD-UNet网络在脑肿瘤多模态MRI图像分割中的应用[J]. 中国生物医学工程学报, 2023, 42(4): 431-441.
- [7] Jing X, Yingmin Q, Mingzhi X, et al. Research on improved U-net in microscopic image segmentation of esophageal cancer[J]. J Phy Conference Series, 2022, 2400(1): 012021.
- [8] Yazdian PA, Nathan L, Aditi C, et al. Automatic segmentation of clear cell renal cell tumors, kidney, and cysts in patients with von Hippel-Lindau syndrome using U-net architecture on magnetic resonance images[J]. ArXiv, 2023, 1(6): 2301.
- [9] Danush S, Furkan C, Aluganti CN. Novel artificial intelligent transformer U-net for better identification and management of prostate cancer[J]. Mol Cell Bioche, 2022, 478(7): 1439-1445.
- [10] 袁琳, 张雨, 丁炎, 等. 基于优化U-Net神经网络模型在乳腺肿瘤超声图像分割中的应用[J]. 医学影像学杂志, 2023, 33(6): 1081-1085.
- [11] 孟瑶, 孔劼. DU-Net: 基于改进型U-Net的视网膜血管分割模型[J]. 信息技术与信息化, 2024, 23(6): 42-45.
- [12] 黄晓鸣, 何富运, 唐晓虎, 等. U-Net及其变体在医学图像分割中的应用研究综述[J]. 中国生物医学工程学报, 2022, 41(5): 567-576.
- [13] 谷辛稼, 陈一民. 基于U-Net的COVID-19病灶医学影像ZMINet分割模型[J]. 计算机应用与软件, 2023, 40(8): 235-243.
- [14] 石征锦, 刘雨欣, 路璐. 基于改进U-Net的前列腺MRI图像自动分割方法[J]. 信息技术与信息化, 2023, 29(5): 185-188.
- [15] 马豪, 刘彦, 张俊然. 基于模型压缩与重构U-net的胰腺分割[J]. 计算机工程与设计, 2022, 43(7): 1998-2006.
- [16] 马永杰, 李雪燕, 宋晓凤. 基于改进深度卷积神经网络的交通标志识别[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(12): 250-257.
- [17] 程维东, 叶曦, 王芳, 等. 基于改进U-Net网络的神经元分割算法[J]. 江汉大学学报(自然科学版), 2022, 50(4): 87-96.
- [18] 邱兆文, 谢冰洁, 沙壮. 融合切片差分信息的颅内出血CT图像分割方法[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2024, 3(1): 1-12.
- [19] 火元莲, 张乔森, 张金石, 等. 一种用Sigmoid函数进行加权融合的图像去雾算法[J]. 计算机工程与科学, 2023, 45(9): 1621-1628.
- [20] 汪友明, 徐攀峰. 基于改进Adam优化器的CNN心电图医学图像分类[J]. 西安邮电大学学报, 2019, 24(5): 26-33.
- [21] 董文静, 赵月爱. 基于卷积网络的Adam算法的改进[J]. 太原师范学院学报(自然科学版), 2023, 22(3): 5-12.
- [22] 唐嘉男, 孟祥瑞. 基于多尺度信息提取和特征融合的皮肤镜图像分割算法[J]. 湖北民族大学学报(自然科学版), 2024, 42(2): 226-232.

(收稿日期: 2024-05-10)