衡汉锴, 严加勇, 谢利剑. 一种改进 ResUNet 的左心室超声心动图像自动分割算法[J]. 智能计算机与应用,2025,15(12):62-68. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24052302

一种改进 ResUNet 的左心室超声心动图像自动分割算法

衡汉锴[1], 严加勇[2], 谢利剑[3]

(1 上海理工大学 健康科学与工程学院,上海 200093; 2 上海健康医学院 医疗器械学院, 上海 201318;
3 复旦大学附属金山医院儿科, 上海 201508)

摘 要: 左心室超声心动图像分割在心脏疾病的诊断和治疗中有着重要的作用,但是,由于左心室超声心动图像具有复杂的结构和多样的特征,其自动分割仍然是一项具有挑战性的任务。为了提高分割的精度和准确性,本文提出了一种改进 ResUNet 的左心室超声心动图像自动分割算法。该算法以 ResUNet 为基本结构,并从 3 个方面优化增强性能——加入 Inception 模块,提取多尺度和多层次的特征,提升网络对不同尺度信息的感知能力;引入注意力机制,动态地调整特征的权重,聚焦图像中重要的区域和结构;采用 LeakyReLU 激活函数强化网络的非线性建模能力,进一步提升分割的精度和鲁棒性。为验证算法的有效性,本文在上海市儿童医院采集到的数据集上进行实验,并与 U-Net 和 ResUNet 模型进行了比较。结果显示,改进 ResUNet 的 Dice 系数为 92.38%、准确率为 98.73%,相较传统 U-net,和 ResUNet 算法结果相比,在 Dice 系数上分别提高了 5.03%和 1.71%,在准确率上分别提高了 1.37%和 0.91%。这一研究为左心室超声心动图像的自动分割提供了一种有效的解决方案,具有临床应用前景。

关键词: 超声心动图; 左心室图像分割; ResUNet; 注意力机制; Inception 模块; LeakyReLU
中图分类号: TP391.41;R540.45 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2025)12-0062-07

Improved ResUNet for automatic segmentation of left ventricle in echocardiographic images

HENG Hankai[1], YAN Jiayong[2], XIE Lijian[3]

(1 School of Health Science and Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China;
2 School of Medical Instrument, Shanghai University of Medicine & Health Science, Shanghai 201318, China;
3 Department of Pediatrics, JinShan Hospital of Fudan University, Shanghai 201508, China.)

Abstract: Left ventricular echocardiography image segmentation plays an important role in the diagnosis and treatment of heart diseases. However, due to the complex structure and diverse features of left ventricular echocardiography images, automatic segmentation remains a challenging task. In order to improve the accuracy and precision of segmentation, this paper proposes an improved ResUNet algorithm for automatic segmentation of left ventricular echocardiography images. The algorithm is based on ResUNet as the basic structure and has been improved in three aspects: Addition of Inception module to extract multi-scale and multi-level features, enhancing the network's perception ability of information at different scales; The introduction of attention mechanism enables the network to dynamically adjust the weight of features, thereby paying more attention to important regions and structures; Using LeakyReLU activation function to enhance the nonlinear modeling ability of the network, further improving the accuracy and robustness of segmentation. To verify the effectiveness of the algorithm, this paper conducted experiments on a dataset collected from Shanghai Children's Hospital and compared it with U-Net and ResUNet models. The experimental results show that the Dice coefficient and accuracy of the algorithm proposed in this paper are 92.38% and 98.73%, respectively. Compared with the results of traditional U-net and ResUNet algorithms, the Dice coefficient has been improved by 5.03% and 1.71%, and the accuracy has been improved by 1.37% and 0.91%, respectively. This study provides an effective solution for automatic segmentation of left ventricular echocardiography images and has clinical application prospects.

Key words: Echocardiogram; left ventricular image segmentation; ResUNet; attention mechanism; Inception module; LeakyReLU

基金项目: 国家自然科学基金(82170518);上海市科委研究基金(22Y11909700);上海市金山区医疗重点专科资助基金(JSZK2023A04)。
作者简介: 衡汉锴(1999—),男,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理。
通信作者: 严加勇(1975—),男,博士,副研究员,硕士生导师,主要研究方向:生物医学信号与图像分析。Email:yanjy@sumhs.edu.cn。
收稿日期: 2024-05-23

0 引　言

超声心动图是目前心脏疾病检查中最常用的非侵入性成像技术，该技术通过提供清晰的灰度图像，使医生能够准确识别心脏的解剖结构特征，从而评估心脏的功能[1]。超声心动图中左心室图像准确分割是定量计算、分析心脏功能指标的关键。目前，超声心动图的边界识别主要靠医生进行半自动或手动操作，这不仅操作复杂、耗时，还具有一定的主观性。因此，开发一种高效且自动化的超声心动图像分割算法对于临床应用具有重要意义。超声心动图左心室图像自动分割面临的主要挑战包括：1）斑点噪声的影响；2）心脏结构的复杂性和心动周期的变化；3）不同患者心脏形态的个体差异和分割区域的不规则性。

国内外学者已对心脏超声图像分割算法开展了广泛的研究，主要分为传统分割方法和基于深度学习的分割方法。传统方法主要包括阈值分割、边缘检测分割和水平集分割等方法。阈值分割将心脏图像像素灰度与预设阈值比较，以此分区像素区域。Oakes 等[2]使用阈值方法对超声心动图左心室进行分割。虽然阈值方法简单快速，但需频繁调整参数以适应不同图像质量和特征，过程繁琐且易受主观因素影响。边缘检测方法通过利用图像的边缘信息来进行图像分割。Hu 等[3]使用基于边缘检测和区域生长的方法对超声心动图左心室进行分割。边缘检测方法在边缘清晰时效果良好，但在边缘模糊时容易产生误差。水平集分割方法通过动态演化的曲线或表面来捕捉图像中的对象边界。Ngo 等[4]使用水平集方法对超声心动图左心室进行分割。水平集方法虽能精确捕捉动态边界，但计算成本高且对初始轮廓选择敏感，在图像质量低时分割不准确。

深度学习方法主要包括卷积神经网络（Convolutional Neural Network，CNN）[5]、U-Net[6]和 ResUNet[7]等方法。CNN 的出现为处理超声心动图左心室图像分割提供了一个强大的工具。朱锴等[8]使用 CNN 定位左心室 3 个关键点的位置对超声心动图左心室进行分割。但超声心动图通常对比度较低，会导致 CNN 方法分割精度不稳定。随着 U-Net 的提出，其特有的编码器-解码器结构，使得图像中的小区域和细微结构能被更好地识别出。Leclerc 等[9]使用 U-Net 进行超声心动图左心室分割，分割效果相较于 CNN 有明显提升；Moradi 等[10]通过连接 U-Net 解码器路径中所有级别的特征图，使超声心动图左心室分割结果明显提升。由于超声心动图通常包含噪声和伪影，U-Net 对这些干扰较为敏感，往往会导致分割精度受影响。ResUNet 是 U-Net 的一个变体，融合了残差网络（ResNet）[11]的设计思想。Amer 等[12]通过在 ResUNet 的残差块中加入自适应特征重新校准的激励单元，相较于 U-Net 对超声心动图左心室分割结果有所提升。尽管 ResUnet 网络在超声图像分割方面表现出良好的应用潜力，但直接采用传统 ResUnet 网络在分割精度上仍然无法完全满足实际临床应用的需求。本文通过对 ResUnet 模型的改进，引入 Inception 模块和注意力机制，来强化网络的特征提取和处理能力，从而进一步提升超声图像分割的精度。

1 模型与方法

1.1 U-Net 模型

U-Net 网络模型如图 1 所示，这一模型的设计是用来处理具有复杂结构的图像，其核心优势在于独特的对称结构和跳跃连接机制。U-Net 由两部分组成：一部分是下采样路径，负责捕捉图像的上下文信息；另一部分是上采样路径，用于恢复图像的空间维度，以实现精确的像素级分割。跳跃连接在这两个路径之间传递信息，保证了在图像分割过程中细节信息的不丢失，大大提高了分割的准确性[13]。

1.2 ResUNet 模型

ResUNet 模型是 U-Net 模型的一个改进版，ResUNet 模型的结构如图 2 所示。通过在每个卷积层增加残差连接来增强特征提取能力。该模型由 3 个关键部分组成：编码器、连接桥以及解码器，其中每部分都采用了 ResBlock 结构来提取图像特征，如图 3 所示。ResBlock 的关键改进在于，在每层中的第 2 个卷积操作后引入残差连接，这一改进要求残差连接的输入与卷积层的原始输入分辨率一致。接下来借助于批量归一化操作，该模型能够将输入的每一批次样本转换为标准正态分布，这不仅有效缓解了训练过程中梯度爆炸或消失的问题，同时也加速了模型的收敛过程[14]。

在该模型中，编码器部分由 4 个连续的下采样层构成，旨在逐步提取特征并对其进行压缩。随后，特征通过连接桥上的一个 ResBlock，平滑过渡至解码阶段。解码器部分则结合了上采样层、通道连接层以及 ResBlock，通过上采样层实现特征通道数的减半，并将尺寸扩展至原尺寸的 2 倍。紧接着，通道连接层将相应的下采样特征图进行拼接，随后 ResBlock 负责进一步的特征提取。此过程循环 4 次，最终完成图像分割。

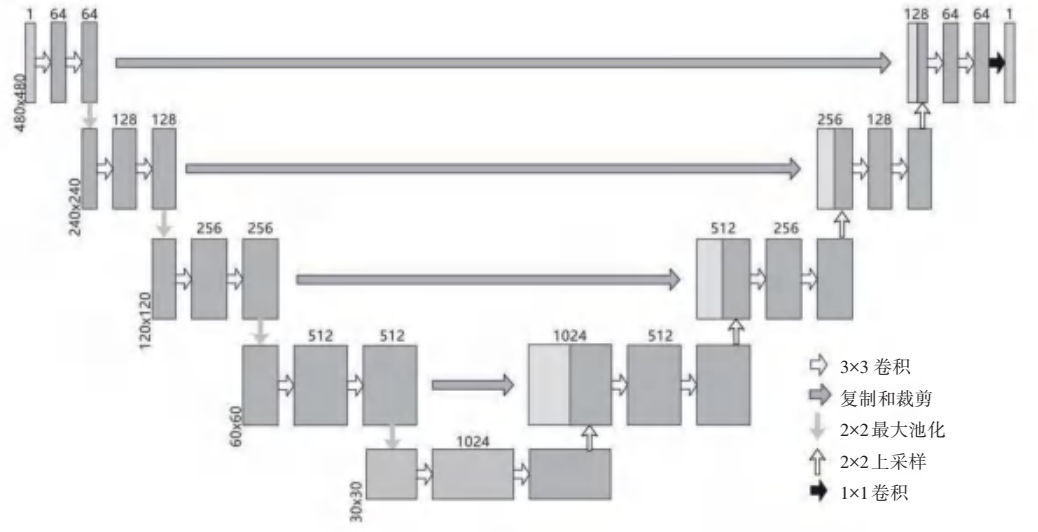


图 1 U-net 模型网络结构

Fig. 1 U-net model network architecture

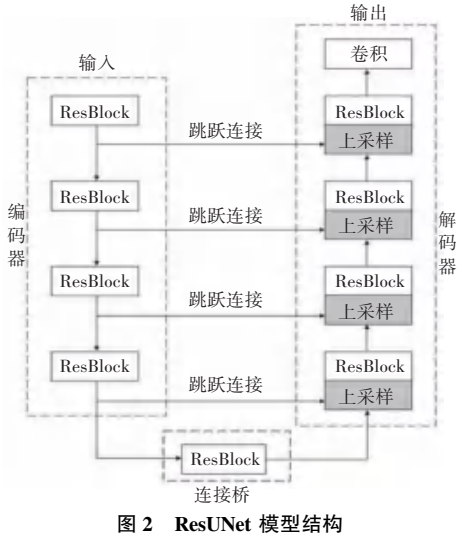


图 2 ResUNet 模型结构

Fig. 2 ResUNet model structure

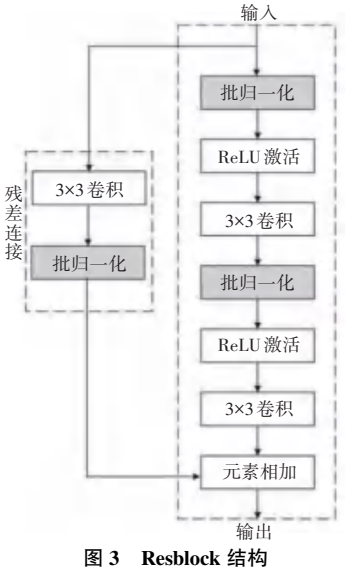


图 3 Resblock 结构

Fig. 3 Resblock structure

1.3 本文方法

1.3.1 Inception 网络

Inception 网络的基本构设是在同一层级内采用多个尺度的卷积核并行处理,以便于综合捕获图像在各个尺度上的详细信息,从而能够有效地提取图像特征。Inception 网络的一个关键特性是其“Inception 模块”[15],该模块内部包含多个不同尺寸的卷积核(如 1×1,3×3,5×5),以及最大池化操作,这些操作并行执行后的输出特征图会被拼接在一起。这样的设计使得网络能够同时捕获到局部和全局的信息,增强了模型的泛化能力。这种设计允许网络在增加深度和宽度的同时,保持参数数量的合理性,有效避免了过拟合问题。Inception 网络的计算原理如图 4 所示。

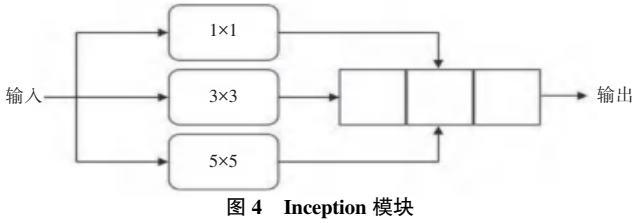


图 4 Inception 模块

Fig. 4 Inception module

1.3.2 注意力机制

注意力机制最早由 Bahdanau 等[16]在 2014 年提出,是一种增强神经网络模型在处理信息时的效率和准确性的技术。其核心思想是模拟人类的注意力聚焦特性,允许模型在处理大量数据时能自动识别并聚焦于最关键的信息[17]。通过计算数据各部分在特定任务中的重要性,注意力机制能够动态地调整对这些部分的处理权重,从而优化模型的整体表现。注意力机制主要有以下 4 种类型:

1）软注意力（Soft Attention）：在序列模型中广泛应用，通过可训练函数动态分配权重，这些权重反映了输入序列中每个部分对输出的重要性。该机制允许模型软性选择关注的内容，适用于需要全局信息整合的任务，如机器翻译。

2）硬注意力（Hard Attention）：通过离散的方式选择关注输入数据的特定部分，常见于图像识别任务中。该机制通常涉及随机选择或启发式方法，优化时可能需借助强化学习等技术。

3）自注意力（Self-Attention）：使输入序列的各部分可以相互关联，通过计算所有元素对之间的依赖关系来调整关注点。该机制通常涉及到输入特征的查询（Query）、键（Key）和值（Value）的转换，并通过不同的卷积层实现。

4）多头注意力（Multi-head Attention）：在自注意力的基础上，通过并行地运用多个注意力“头”捕获输入的多种特征和依赖关系，提高了模型对数据的理解深度，增强了处理复杂数据结构的能力。

1.3.3　LeakyReLU 激活函数

ReLU 激活函数在负数区间的导数为 0，导致负数区间的神经元梯度也为 0，进而无法在反向传播过程中更新参数，这限制了网络的学习能力[18]。为了克服这一缺陷，可以使用 LeakyReLU 激活函数替代 ReLU[19]。LeakyReLU 对负输入值也能进行基于梯度的学习及反向传播，通过为负数输入提供一个小的、非零的梯度，保证了信息的流动。LeakyReLU 激活函数如下式：

$$\mathrm{LeakyReLU}(x)=\begin{cases}x, x>0\\ \alpha x, x\leqslant 0\end{cases} \tag{1}$$

式中：α 表示一个很小的常数，通常取值为 0.01 左右。

因此，将 ResUNet 网络中每个 ResBlock 的激活函数从 ReLU 改为 LeakyReLU，可以利用负值信息弥补丢失的细节，增强网络的学习和表示能力。

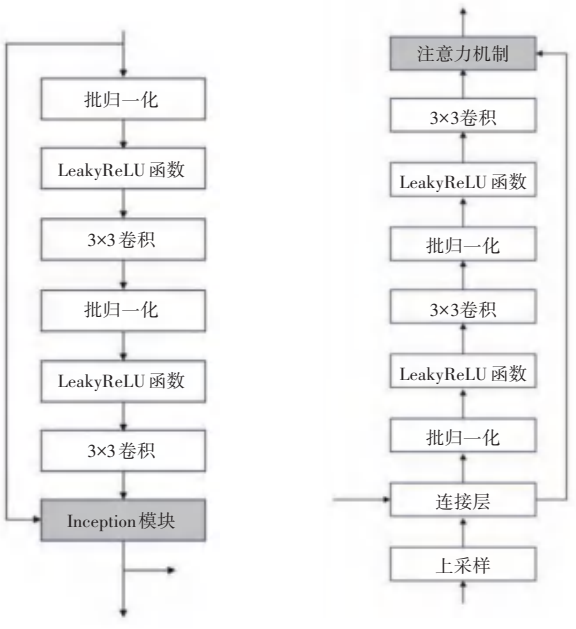
1.4　改进的 ResUNet 模型

传统的 U-Net 算法因其简单的编解码器结构而缺乏特征提取能力，难以捕捉复杂的图像细节。传统的 ResUNet 算法尽管通过残差连接改善了特征传递，但在捕捉多尺度信息和全局依赖关系上仍有局限，从而影响分割精度和模型泛化能力。本文在传统 ResUNet 模型的基础上引入 Inception 模块、注意力机制模块和 LeakyReLU 函数，以提高左心室图像分割的效果。其中注意力机制模块采用了自注意力机制（Self-Attention），通过卷积生成查询、键和值，计算注意力权重，并将这些权重应用于值上；Inception 模块并行执行不同大小（1×1、3×3、5×5）的卷积和一个平均池化操作，以在不同尺度上捕获信息。模型编码器部分的 Resblock 结构如图 5（a）所示，从处理图像的输入层开始，经过卷积、批归一化和 LeakyReLU 激活，利用跳跃连接保留空间细节，再通过残差卷积层下采样，有效捕获不同分辨率的特征，Inception 块在此基础上通过并行的不同大小卷积和平均池化，增强模型在不同尺度上的信息捕获能力。解码器部分的 Resblock 结构如图 5（b）所示，通过上采样层和残差卷积层逐步增加特征图的空间维度，同时通过注意力机制块细化特征图，集中模型能力于图像的关键区域，提高分割精度，最终通过 Sigmoid 激活进行二分类。本文的网络模型各层参数见表 1。

表 1　本文网络各层参数设置

Table 1　Parameter settings for each layer of the proposed network

输入	输入尺寸	卷积核大小	步长	输出尺寸
ResBlock（1）	256×256×3	3×3，3×3，3×3	1，1，1	256×256×64
ResBlock（2）	256×256×64	3×3，3×3，3×3	1，1，2	128×128×128
ResBlock（3）	128×128×128	3×3，3×3，3×3	1，1，2	64×64×256
ResBlock（4）	64×64×256	3×3，3×3，3×3	1，1，2	32×32×512
ResBlock（5）	32×32×512	3×3，3×3，3×3	1，1，2	16×16×1 024
上采样层	16×16×1 024	2×2	2	32×32×1 024
ResBlock（6）	32×32×1 024	3×3，3×3，3×3	1，1，1	32×32×512
上采样层	32×32×512	2×2	2	64×64×512
ResBlock（7）	64×64×512	3×3，3×3，3×3	1，1，1	64×64×256
上采样层	64×64×256	2×2	2	128×128×256
ResBlock（8）	128×128×256	3×3，3×3，3×3	1，1，1	128×128×128
上采样层	128×128×128	2×2	2	256×256×128
ResBlock（9）	256×256×128	3×3，3×3，3×3	1，1，1	256×256×64
输出	256×256×64	1×1	1	256×256×1



(a) 编码器 (b) 解码器

图 5 编码器和解码器 Resblock 结构

Fig. 5 Encoder and Decoder Resblock structure

2 实验

2.1 实验数据集

本文所采集的超声心动图数据资料均来源于上海儿童医院。为严格遵守患者隐私保护的原则,所有相关数据已经过脱敏程序处理,确保在整个研究过程中不涉及任何个人识别信息。这批超声心动图视频详细记录了心脏的多个搏动周期,精心挑选了展示心室舒张与收缩的关键图像。资料涵盖自 10 位不同患者的视频中选取的 500 张图片。本文选取了 400 张图像作为训练集,余下的 100 张图像被划分为测试集。本文选择 LabelMe 软件对数据集中的分割区域进行了标注。

2.2 实验环境

本实验在 Ubuntu 操作系统环境下进行,选用 Python 作为编程语言,并依托于 TensorFlow 框架来构建所需的模型。实验所使用的 GPU 型号为 NVIDIA GeForce GTX 2080Ti 16 GB 显存 GPU,CUDA 版本为 11.3。

2.3 图像预处理

超声图像往往由于机器、探头和患者本身的特性而存在对比度不足,以及可能含有斑点噪声。这使得图像中的重要特征,如心脏结构的边缘和组织的纹理,不够清晰,从而影响诊断和分析的准确性。

为改善图像质量,本文采用 CLAHE(对比度限制自适应直方图均衡化)[20] 方法进行预处理。CLAHE 通过将图像分成小块,各自进行直方图均衡化,增强局部细节,同时限制对比度以防止过度增强,从而有效抑制噪声。处理后,CLAHE 进行双线性插值,使各块之间平滑过渡,保留图像边缘和结构特征[21]。

CLAHE 的算法过程如下:1)将图像分为许多小块;2)对每个小块计算直方图,并进行对比度限制;3)对每个小块应用直方图均衡化;4)使用双线性插值方法在小块之间平滑边界。

每个小块的均衡化可以通过下式来近似表达:

$$s = T(r) = (L - 1)\int_0^r p_r(w)\,\mathrm{d}w \tag{2}$$

其中,r 是小块中的原始像素值;s 是新的像素值;L 是图像可能的亮度级别的数量;$p_r(w)$ 是该小块中像素值的归一化累积分布函数。

通过 CLAHE 预处理的实验如图 6 所示。

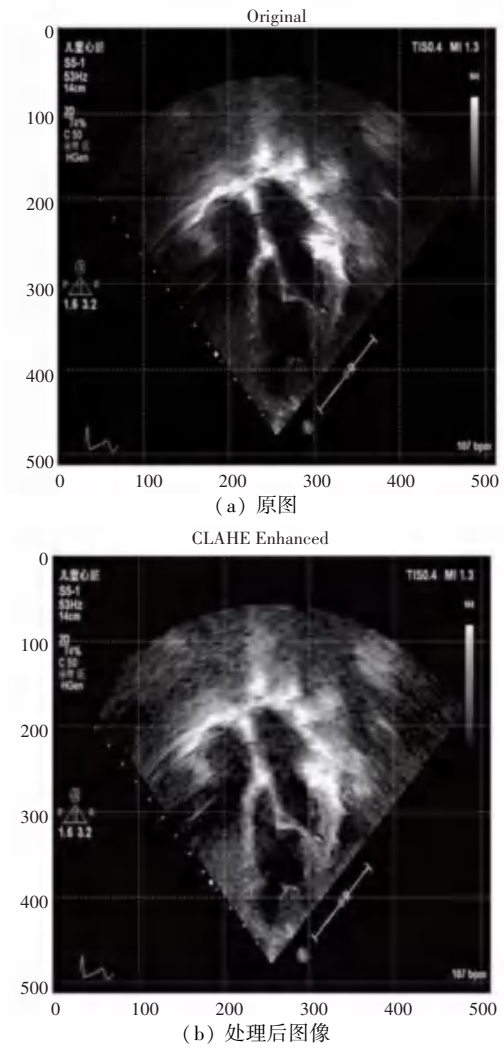


图 6 原图(a)和通过 CLAHE 预处理的图像(b)

Fig. 6 Original image (a) and image (b) preprocessed by CLAHE

2.4 损失函数

交叉熵损失函数(Cross-Entropy Loss)[22] 是最

常用的图像分类以及分割损失函数，而 Dice Loss[23] 可以提升模型在重叠区域的分割精度。将 Dice 损失与交叉熵损失结合[24]，可以同时优化模型对重叠区域的识别和像素级分类的准确性。特别是在处理医学图像分割任务时，这种组合通常可以提供比单一损失函数更好的结果。

交叉熵损失函数如下式：

$$\text{Cross - Entropy Loss} = -\sum_{i=1}^{N}[y_i\log(\hat{y}_i) + (1 - y_i)\log(1 - \hat{y}_i)] \tag{3}$$

Dice Loss 如下式：

$$\text{Diss Loss} = 1 - \frac{2\times\sum_{i=1}^{N} y_i\hat{y}_i}{\sum_{i=1}^{N} y_i + \sum_{i=1}^{N}\hat{y}_i} \tag{4}$$

其中 y_i 表示第 i 个样本的真实标签；$\hat{y}_i$ 表示第 i 个样本的预测结果；N 是样本的总数。

两者结合后的损失函数如下式：

$$\text{Combined Loss} = \alpha\times\text{Dice Loss} + \beta\times\text{Cross - Entropy Loss} \tag{5}$$

α 和 β 是两个非负的权重系数，用于调节两种损失函数在总损失中的比重，为了综合交叉熵损失和 Dice 损失在训练过程中的影响，本文将这两个损失函数的权重 α 和 β 设定为 1。

2.5　评价指标

为验证本文算法对左心室图像分割的效果，本文主要通过 Dice 系数与准确率（Accuracy，Acc）两个指标对分割精度进行评价。Dice 系数是衡量分割结果和真实值的相似度如公式（6），而准确率（Acc）则指在所有预测中预测正确的比例如公式（7）：

$$\text{Dice} = \frac{2\text{TP}}{2\text{TP} + \text{FP} + \text{FN}} \tag{6}$$

$$\text{Acc} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{FN} + \text{FP} + \text{FN}} \tag{7}$$

其中，TP 代表正确预测为正类的样本数量；TN 指正确预测为负类的样本数量；FP 表示错误地预测为正类的负样本数量；而 FN 则是错误地预测为负类的正样本数量。

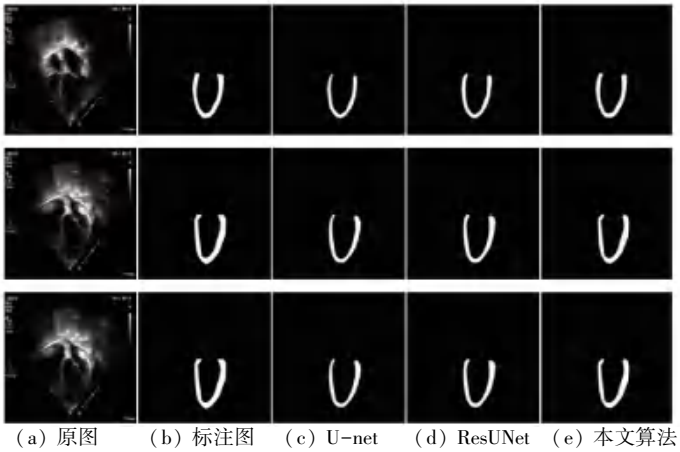
2.6　实验过程

本文实验除了使用改进的 ResUNet 算法外，还使用传统的 U-net 和 ResUNet 算法在所采集到的数据集上进行实验，进行分割效果的比较，验证算法的分割效果。

在实验初步阶段使用 CLAHE 方法对数据集图像进行预处理，以增强图像质量。在网络训练中本文采用了 Adam 优化算法。整个训练过程轮次设定为 100；每批次输入的样本数设置为 4；初始学习率设置为 0.000 1。使用 Dice 和 Acc 作为分割结果的评价指标。

2.7　结果与分析

如图 7 所示，从左到右依次为左心室超声图像、左心室分割区域手动标注图、U-Net 分割结果图、ResUNet 分割结果图、本文改进后的 ResUNet 分割结果图。从所获得的分割结果图像来看，本文改进后的 ResUNet 模型相较于传统 U-net 和 ResUNet 对于左心室的边缘细节分割效果更好。



（a）原图　（b）标注图　（c）U-net　（d）ResUNet　（e）本文算法

图 7　实验分割结果

Fig. 7　Experimental segmentation results

本文将采用改进后的 ResUNet 方法与传统 U-Net、ResUNet 方法在 100 张测试集图像上进行了分割结果对比，见表 2。

对比结果表明，本文算法的 Dice 系数为 92.38%、准确率为 98.73%，与传统 U-net 和 ResUNet 算法结果相比，在 Dice 系数上分别提高了 5.03% 和

1.71%,在准确率上分别提高了 1.37%和 0.91%。

表 2 不同分割方法结果比较

Table 2 Comparison of results from different segmentation methods

%

方法	Dice 系数	Acc
U-Net	87.35	97.36
ResUNet	90.67	97.82
本文算法	92.38	98.73

3 结束语

本文针对左心室超声心动图像自动分割存在的细节丢失、边界模糊等问题,提出了一种改进的 ResUNet 模型,通过引入 Inception 模块、注意力机制以及 LeakyReLU 激活函数来增强网络的特征提取和处理能力。通过在上海市儿童医院收集的数据集上进行实验验证,相比于传统的 U-Net 和 ResUNet 模型,本文提出的模型在 Dice 系数上分别提高了 5.03%和 1.71%,在准确率上分别提高了 1.37%和 0.91%。本文的结果展示了深度学习在处理复杂医学图像任务中的潜力。

参考文献

[1] ARBELO E, PROTONOTARIOS A, GIMENO J R, et al. 2023 ESC guidelines for the management of cardiomyopathies: Developed by the task force on the management of cardiomyopathies of the European Society of Cardiology (ESC)[J]. European Heart Journal, 2023, 44(37): 3503-3626.

[2] OAKES R S, BADGER T J, KHOLMOVSKI E G, et al. Detection and quantification of leftatrial structural remodeling with delayed-enhancement magnetic resonance imaging inpatients with atrial fibrillation[J]. Circulation, 2019, 119(13): 1758-1767.

[3] HU Wen, ZHANG Yan, ZHOU Xia, et al. An improved edge detection method for cardiac imagesegmentation[J]. Journal of Medical Imaging and Health Informatics, 2020, 10(6): 1377-1382.

[4] NGO T A, CARNEIRO G. Left ventricle segmentation from cardiac MRI combining level set methods with deep belief networks[C]// Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 695-699.

[5] ALZUBAIDI L, ZHANG J, HUMAIDI A J, et al. Review of deep learning: Concepts, CNN architectures, challenges, applications, future directions[J]. Journal of Big Data, 2021, 8: 56-74.

[6] AZAD R, AGHDAM E K, RAULAND A, et al. Medical image segmentation review: The success of u-net[J]. arXiv preprint arXiv, 2211.14830, 2022.

[7] XIAO Xiao, LIAN Shen, LUO Zhiming, et al. Weighted Res-UNet for high-quality retina vessel segmentation[C]// Proceedings of 2018 9th International Conference on Information Technology in Medicine and Education. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 327-331.

[8] 朱锴,付忠良,陈晓清. 基于卷积神经网络的超声图像左心室分割方法[J]. 计算机应用,2019,39(7):2121-2124.

[9] LECLERC S, SMISTAD E, GRENIER T, et al. Deep learning applied to multi-structure segmentation in 2D echocardiography: A preliminary investigation of the required database size[C]// Proceedings of 2018 IEEE International Ultrasonics Symposium. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 1-4.

[10] MORADI S, OGHLI M G, ALIZADEHASL A, et al. MFP-UNet: A novel deep learning based approach for left ventricle segmentation in echocardiography[J]. Physica Medica, 2019, 67: 58-69.

[11] AGGARWAL M, TIWARI A K, SARATHI M P, et al. An early detection and segmentation of brain tumor using deep neural network[J]. BMC Medical Informatics and Decision Making, 2023, 23(1): 78.

[12] AMER A, YE X, ZOLGHARNI M, et al. ResUNet: Residual dilated UNet for left ventricle segmentation from echocardiographic images[C]// Proceedings of 2020 42nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 2019-2022.

[13] 袁鑫,郑秀娟,吉彬,等. 基于多尺度残差卷积神经网络的视杯视盘联合分割[J]. 生物医学工程学杂志,2020,37(5):875-884.

[14] YI Mingyang. Accelerating training of batch normalization: A manifold perspective[C]// Proceedings of the 38th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. PMLR, 2022: 1128-1137.

[15] SORIA X, SAPPA A, HUMANANTE P, et al. Dense extreme inception network for edge detection[J]. Pattern Recognition, 2023, 139: 109461.

[16] BAHDANAU D, CHO K, BENGIO Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. arXiv preprint arXiv, 1409.0473v7, 2014.

[17] BRAUWERS G, FRASINCAR F. A general survey on attention mechanisms in deep learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2021, 35(4): 3279-3298.

[18] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M L, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2018: 4510-4520.

[19] QI X, WEI Y, MEI X, et al. Comparative analysis of the linear regions in ReLU and LeakyReLU networks[C]// Proceedings of International Conference on Neural Information Processing. Cham: Springer, 2023: 528-539.

[20] SAIFULLAH S, PRANOLO A, DREŻEWSKI R. Comparative analysis of image enhancement techniques for brain tumor segmentation: Contrast, histogram, and hybrid approaches[J]. arXiv preprint arXiv, 2404.05341, 2024.

[21] CIG H, GUELLUEOGLU M T, ER M B, et al. Enhanced disease detection using contrast limited adaptive histogram equalization and multi-objective cuckoo search in deep learning[J]. Traitement Du Signal: Single Image Parole, 2023, 40(3): 915.

[22] MAO A, MOHRI M, ZHONG Y. Cross-entropy loss functions: theoretical analysis and applications[C]//Proceedings of Inernational Conference on Machine Learning. ICML, 2023: 23803-23828.

[23] WANG Z, POPORDANOSKA T, BERTELS J, et al. Dice semimetric losses: Optimizing the dice score with soft labels[C]// Proceedings of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Cham: Springer, 2023: 475-485.

[24] GALDRAN A, CARNEIRO G, BALLESTER M A G. On the optimal combination of cross-entropy and soft dice losses for lesion segmentation with out-of-distribution robustness[M]// Lecture Notes in Computer Science. Cham: Springer, 2023: 40-51. DOI: 10.1007/978-3-031-26354-5_4