

doi:10.14132/j.cnki.1673-5439.2021.02.005

# 一种基于 U-Net 网络心脏 MR 图像左室识别的图割后处理快速算法

乔艳<sup>1</sup>,苑金辉<sup>2</sup>,谢文鑫<sup>2</sup>,胡晓飞<sup>1</sup>

(1.南京邮电大学 地理与生物信息学院,江苏 南京 210003)  
(2.南京邮电大学 通信与信息工程学院,江苏 南京 210003)

**摘要:**为了从心脏 MR 图像中分割出左心室,提出了一种基于 U-Net 网络的图割后处理算法。先训练 U-Net 网络分割网络得到概率图,接着采用图割算法进行后处理。为了减少图割算法运行时间,采用图像形态学操作去除无需后处理区域,只保留分割结果的边缘区域进行图割优化。采用 Dice 系数和召回率这两种评价指标,在 Sunnybrook 数据集上的实验结果表明,此算法结果的边缘更接近标准分割结果,且具有较高的 Dice 系数、召回率和时间效率。

**关键词:**左心室分割;心脏 MR 图像;U-Net 网络;形态学操作;图割

**中图分类号:**TN911.73 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-5439(2021)02-0034-07

## Fast post-processing image processing algorithm based on U-Net network for left ventricular recognition of cardiac MR images

QIAO Yan<sup>1</sup>, YUAN Jinghui<sup>2</sup>, XIE Wenxin<sup>2</sup>, HU Xiaofei<sup>1</sup>

(1.School of Geographic and Bioinformatics, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)  
(2.College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

**Abstract:**To segment the left ventricle from MR images of the heart, a U-Net based graph cutting post-processing algorithm is proposed. Firstly, the U-Net network segmentation is trained to obtain a probability graph, and then a graph cut algorithm is used for post-processing. To reduce the running time of the graph cut algorithm, an image morphology operation is adopted to remove the region without post-processing, and only the edge region of the segmentation result is retained for the graph cut optimization. Using the two evaluation index: Dice coefficient and the recall rate, experimental results on the Sunnybrook dataset show that the edge results of the algorithm are closer to standard segmentation ones, thus the algorithm has high coefficient of Dice, recall rate and time efficiency.

**Keywords:** left ventricular segmentation; MR image of the heart; U-Net network; morphological operation; graph cut

心脏为人体循环系统提供动力,但是因人们作息、饮食等不健康行为,心血管疾病正威胁着人们的健康,在我国心血管疾病的死亡率已明显高于肿瘤和其他疾病<sup>[1]</sup>。心脏的左心室与主动脉相连,给人体各个部位供血,但是异常的左心室心肌功能会引发各

种心肌疾病。因为心脏一直处于活动状态且结构复杂,还有人体心脏因人而异,形状和大小不一样,左心室常常与周围组织粘连,灰度值也非常接近,且左心室所占的像素只有整幅图像像素的 5.1%,靠近心尖位置的左心室更小,因此对心脏 MR 图像进行左心室

收稿日期:2020-08-07;修回日期:2020-08-25 本刊网址:http://nyzr.njupt.edu.cn

基金项目:国家自然科学基金(61771251)和江苏省自然科学基金(BK20171443)资助项目

作者简介:乔艳,女,硕士研究生;胡晓飞(通信作者),女,博士,副教授,huxf@njupt.edu.cn

引用本文:乔艳,苑金辉,谢文鑫,等.一种基于 U-Net 网络心脏 MR 图像左室识别的图割后处理快速算法[J].南京邮电大学学报(自然科学版),2021,41(2):34-40.

分割有难度,得出的结果不同,且目标边缘不光滑。

近年来,神经网络在图像分割领域的主流方法是下采样提取高维特征,上采样还原图像。这种方法会导致分割精确度下降,边缘细节分割不够好。为了弥补此不足,在网络的末段添加有针对性的后处理方法对分割结果进行了改善<sup>[2]</sup>。

图像分割后处理问题是对分割结果的优化问题,通过后处理技术得到更好的分割结果。Zhang 等<sup>[3]</sup>在研究分割人脑 MR 图像白质区域时提出了一种 U-net 网络的后处理方法,多个网络一起后处理的分割效果比单独训练一个网络好。但是此方法使得网络参数加倍,提升效果不明显。Kristiadi 等<sup>[4]</sup>提出一种将卷积神经网络和水平集算法相结合的图像分割算法,但左心室和其他组织间边界模糊,而水平集方法需使用图像的边界信息,所以简单的水平集后处理分割效果不理想。赵幸荣<sup>[2]</sup>提出基于深度学习的 MRI 图像右心室分割,选用的是 kaggle 右心室分割比赛的数据集,为了优化边缘结果,在网络的末端添加了基于阈值筛选的连通域后处理算法,最终分割结果有所改善。

本文首先训练好 U-Net 网络实现心脏 MR 图像的左心室分割,接着对输出结果进行图割优化,在图割前加入形态学操作,去除大部分已经确定的区域,对边缘区域进行后处理,将两者结果分别进行分析,以及将其他算法进行对比。

## 1 基于 U-Net 网络的心脏 MR 图像左室识别的后处理算法

使用 U-Net 网络<sup>[5]</sup>构建心脏 MR 图像左心室的

分割网络,根据需要在网络训练过程中采用批量归一化;根据数据集的特点,在采用基于 Dice 系数的损失函数的基础上添加二分类交叉熵损失函数,由于使用简单的 0.5 的阈值对分割网络输出的概率图进行二值化,造成有些分割结果边缘不光滑以及出现一些孤立的区域。采用图割对 U-Net 网络的分割结果进行后处理,同时使用形态学操作去除大部分不需要后处理的区域,从而进一步减少图割算法的运行时间。

### 1.1 分割结果分析

采用 Dice 系数 (Dice Coefficient)、召回率 (Recall) 和准确率 (Precision) 指标对 U-Net 网络心脏 MR 图像左心室分割模型的测试集结果进行分析,随机抽取 4 幅心脏 MR 图像 (如图 1 所示) 进行结果分析。U-Net 网络的分割结果如图 2 所示,图中的 D 表示 Dice 系数的值, R 表示召回率的值, P 表示准确率的值。测试集结果为 Dice 值为 0.921 7, Recall 值为 0.920 3, Precision 值为 0.941 9, 且对比图 3 中标准分割图像和图 2 中 U-Net 网络的分割结果图,可以看出 U-Net 网络能从大部分的心脏 MR 图像中分割出心室,如图 4 中心脏 MR 图像上 U-Net 分割结果轮廓的标注图所示。Precision 值比 Dice 系数和 Recall 值高,正如图 2 中 U-Net 网络的分割结果所示,说明在预测结果中大部分预测为左心室区域的结果都是正确的,但 Recall 值比 Precision 值低说明还有一部分的左心室区域没有被预测出来,为了将邻域内的像素考虑在内使得分割效果更好,选择图割对 U-Net 输出结果进行后处理。

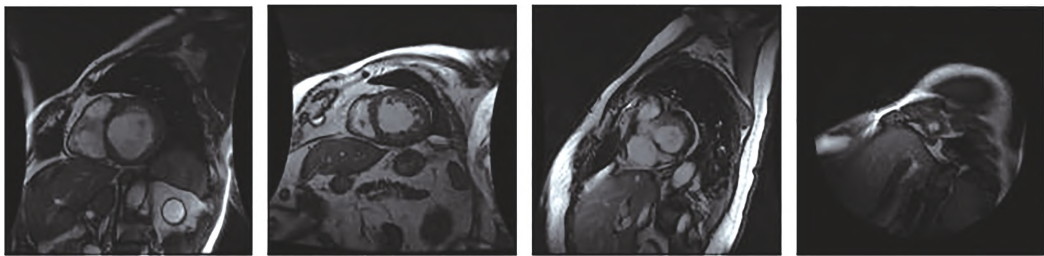


图 1 心脏 MR 图像



图 2 U-Net 网络的分割结果



图 3 标准分割图像

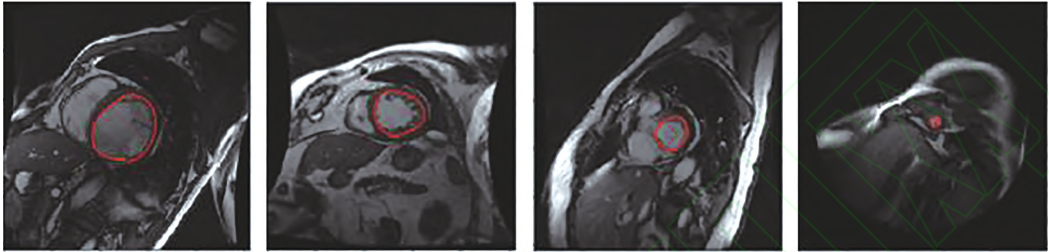


图 4 心脏 MR 图像上 U-Net 分割结果轮廓的标注图

1.2 基于图割的后处理算法

图论是集合论中重要的部分,是图割算法的基础,图割理论的基础主要有网络流、流、网络流的  $S-T$  割和最大流/最小割。顶点集是待解决问题中不同事物的集合,而边集是描述不同事物间关系的集合,将待解决的问题用图描述,利用图论中的最优算法去解决实际生活中的问题<sup>[6]</sup>。按照边集中的边有无方向,可以分为有向图和无向图,根据实际需要构造图  $G(V,E)$ ,  $V$  表示顶点集,  $E$  为边集,如图 5(a) 中所示,用区域顶点  $i$  表示对应的分割区域  $i$ ,  $p$  和  $q$  表示两个相邻区域。图  $G$  的一个割  $C$  是图中顶点的一个划分,将图中的所有顶点分为两个集合  $S$  和  $T$ ,如图 5(b) 所示,曲线  $l$  将图中所有顶点分为两部分。构造完图  $G$  后,用其表示区域间的关系。

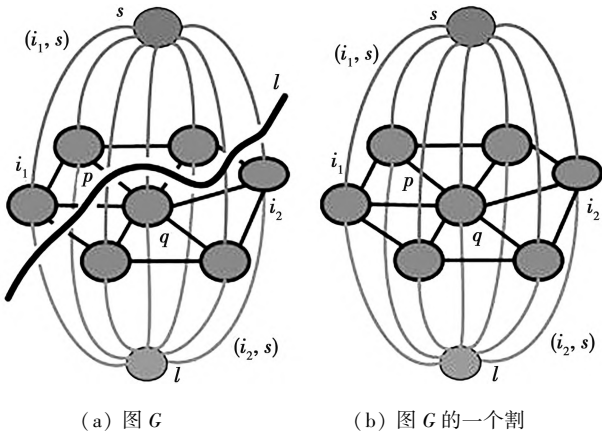


图 5 图  $G$  和其中的一个割<sup>[7]</sup>

一些边后,网络流被分成互不连接的区域,被去掉的边称为网络流的  $S-T$  割,  $S-T$  割的容量为这些去掉的容量之和,容量最小的割即为最小割<sup>[7]</sup>。

需求解网络流中容量最小的  $S-T$  割,文献[8]中已证明,在网络流中求解出的最大流和网络流的  $S-T$  割在数值上是相等的,所以求解  $S-T$  割等价于求解网络中的最大流。

图割(Graph Cut)算法是 Boykov 等在 2001 年提出的图像分割算法。在图割算法中,将图像分割问题转化为求解最小化能量函数,利用图论中能量最小化的求解方法,高效分割出目标区域,所以图割算法较受欢迎<sup>[9]</sup>,如刘松涛等<sup>[10]</sup>提出基于图割的图像分割方法及其新进展;Ayed 等<sup>[11]</sup>提出了一种离散核密度匹配神经网络用于心脏 MR 左心室腔的分割,采用图割进行优化,使得分割算法共享活动轮廓的灵活性等。

图割算法利用少量人工标注的标签和图像本身的特点构造能量函数,最小化能量函数获得最优的分割结果。图割算法实现图像分割分为 3 步:

(1) 构建能量函数

能量函数用来确定图中边的权值,其定义为

$$E(A) = \lambda * R(A) + B(A) \tag{1}$$

其中,  $E(A)$  为整幅图的能量函数,  $A$  为图像中的节点的标签,源点和汇点以外的节点的标签为 0 或 1。标签为 0 和 1 的节点分别为原始图像的前景和背景,求出图的  $S-T$  割中的最小值,即得到能量函数最小值;  $R(A)$  为节点分类的代价,称区域项函数;  $B(A)$  为该节点与周围节点分配标签不一致的代价,

在网络流中,源点和汇点通过边间接连通,去掉



称边界项函数; $\lambda$  为一个非负数的控制系数。调节  $R(A)$  和  $B(A)$  在能量函数中的重要程度。

$R(A)$  定义为

$$R(A) = \sum_{p \in p} R_p(A_p) \quad (2)$$

其中,  $R_p(A_p)$  为待分配标签的像素点标记为标签  $A$  的代价,  $R_p(A_p)$  需从人工标注的前景和背景像素点的灰度直方图计算得到。  $R_p(A_p)$  的形式为

$$R_p(f) = -\ln P(I_p | f) \quad (3)$$

$$R_p(b) = -\ln P(I_p | b) \quad (4)$$

其中,  $R_p(f)$  和  $R_p(b)$  作为像素点与  $S$  点和  $T$  点连接的边的权值, 表示切割边的代价;  $P(I_p | f)$  为像素点属于前景的概率;  $P(I_p | b)$  为像素点属于背景的概率。

$B(A)$  定义为

$$B(A) = \sum_{\{p,q\} \in N} B_{\{p,q\}} \cdot \sigma(A_p, A_q) \quad (5)$$

$$\sigma(A_p, A_q) = \begin{cases} 1 & A_p \neq A_q \\ 0 & A_p = A_q \end{cases}$$

其中,  $B_{\{p,q\}}$  表示  $p$  和  $q$  像素点间的差异性, 定义为

$$B_{\{p,q\}} = \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p, q)} \quad (6)$$

其中,  $I_p$  和  $I_q$  为像素点的灰度值,  $\text{dist}(p, q)$  为  $p$  和  $q$  像素点间的欧氏距离,  $\sigma$  表示对噪声的估计。

## (2) 建立加权无向图

使用能量函数构造加权  $S$ - $T$  网络图  $G$ 。顶点集分为两类, 一类是图像中的像素点, 全作为顶点, 另一类是源点和汇点, 分别表示背景和左心室。边集包括像素点 4 或 8 邻域的边和每个像素点与源点和汇点连接的边。

## (3) 求解能量函数最小值

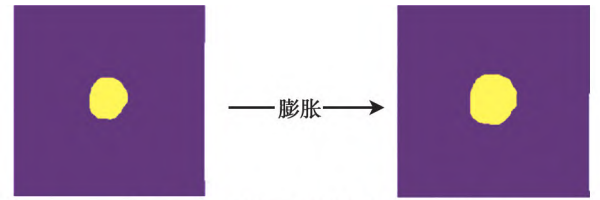
求解能量函数  $E(A)$  的最小值, 等价于求加权无向图的最小割, 根据最大流/最小割理论, 最小割问题转化为求最大流。常见的求解最大流算法有增广路径算法和推进重标记算法, 两者优势不一, 推进重标记算法在稀疏图中寻找最大流时速度相对较快。

## 1.3 基于形态学的图割后处理快速算法

由于简单地使用 0.5 阈值对分割网络输出的概率图进行二值化, 会造成分割结果的边缘不光滑且出现一些孤立的区域。U-Net 网络的输出结果只考虑孤立的像素点属于左心室的概率, 缺乏邻域内信息, 采用图割算法对 U-Net 网络的输出结果进行后处理, 同时采用图像形态学操作减少图割后处理区域, 可减少图割算法的运行时间。

因为 U-Net 网络输出结果是准确的, 只有少部分边缘处的像素点需用图割优化, 所以利用形态学操作提取 U-Net 网络分割结果的边缘区域。形态学操作可以消除图像中的瑕疵。通常, 它以二进制图像执行, 并且需要两个输入, 分别为原始图像和结构元素。结构元素是一幅小图像, 其为指定操作。因此, 形态学运算主要取决于结构元素的形状。形态学运算主要是将原始图像左右和上下移动。通过膨胀和腐蚀的复合操作, 执行其他形态学操作。这种复合形态操作的两种类型是打开和关闭, 这两个操作可减少处理时间。打开操作是先腐蚀后膨胀, 从对象轮廓的内部平滑拐角, 即为平滑轮廓。关闭操作是先膨胀后腐蚀, 其从外部平滑拐角。打开即腐蚀操作会分离图像中的对象, 关闭即膨胀操作会填充轮廓中的间隙<sup>[12]</sup>。

图像形态学具体操作如图 6 所示, 图 6(a) 和图 6(b) 中左侧均为 U-Net 网络分割结果, 右侧分别为膨胀或腐蚀结果, 将 U-Net 网络输出结果分别进行  $10 \times 10$  的膨胀和腐蚀操作使得区域增大和变小, 然后前者减去后者得到最终后处理区域。此操作去掉了中间已经确定为左心室和背景区域的像素点, 仅需要将图 6 中黄色部分的像素点作为图割中的节点构建  $S$ - $T$  网络, 从而提高时间效率。



(a) U-Net网络分割结果膨胀示意图



(b) U-Net网络分割结果腐蚀示意图



(c) U-Net网络分割结果的形态学操作示意图

图 6 形态学具体操作

图割具体算法流程如图 7 所示。首先, 将心脏 MR 图像输入到训练好的 U-Net 网络中, 网络输出

层得到概率图,其上每个值为属于左心室的概率,其为能量函数的一个输入。心脏 MR 图像作为能量函数的另一输入,提供原始图像中像素点邻域的灰度值信息。将控制系数  $\lambda$  设为 0.5,构造能量函数。接着,采用形态学操作去除中间无需后处理区域,得

到边缘处需后处理的部分,将该区域作为节点构建  $S$ - $T$  网络图。最后,求解  $S$ - $T$  网络的最小割,采用最大流/最小割算法,具体实现用 Python 中的 MyMaxflow 包。

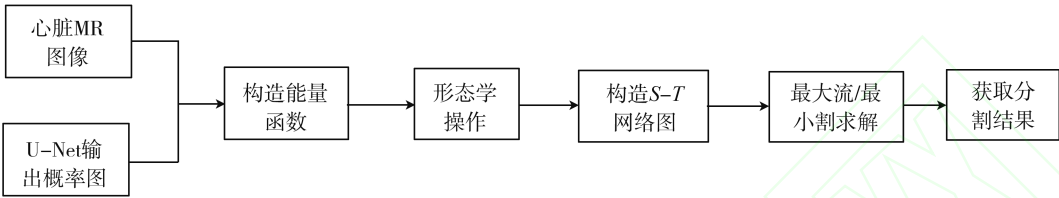


图 7 图割优化流程图

## 2 实验结果和分析

实验的训练和测试的图像数据均来自 Sunnybrook 数据集<sup>[13]</sup>。数据集有 45 位患者的心脏切片图像,图像尺寸为 256 像素×256 像素,共有 805 张有专家标注的心脏 MR 图像,包括心力衰竭、左心室肥厚、心肌梗死和健康人患者的左心室 MR 图像。如图 8 所示,心脏图像显示了许多组织,如左心室、右心室、乳突肌、心内膜和心外膜等。实验目标是从心脏 MR 图像中分割出左心室,此过程需要识别出左心室和心内膜的边界。实验中的标准分割图片由心脏病专家分割得到。整个实验将数据集中的 805 张心脏 MR 图像分为训练集、验证集和测试集。其中训练集图像 512 张,验证集图像 91 张,测试集图像 202 张。

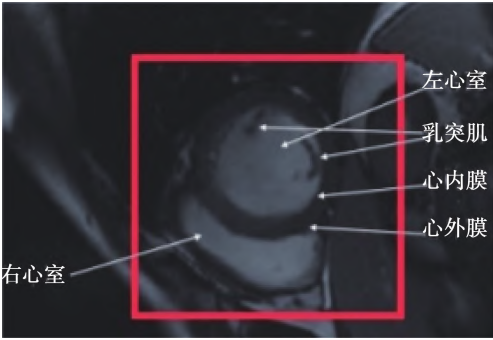


图 8 心脏结构示意图

训练左心室分割网络对计算机硬件有一定的要求,使用 51 加速器和谷歌云端硬盘构建自己的虚拟硬盘,使用谷歌附件 Google Colaboratory 和 GPU-Tesla 完成实验。实验使用 Python3.6 编写,使用 Keras 作为深度学习模型搭建工具,用到许多 Python

软件包如表 1 所示。

在训练网络前需初始化 U-Net 网络参数,具体如下:批训练量设为 8;进行 200 次迭代;使用随机梯度下降法,动量设为 0.9,学习率设为 0.001;采用 Dice 系数的损失函数加二分类交叉熵损失函数。

表 1 使用的 Python 软件包列表

软件包名称	软件包版本号
Tensorflow	1.5.0
Keras	2.1.6
Numpy+mkl	1.16.6
Skimage	0.14.0
Pillow	5.3.0
Scipy	1.1.0
PyMaxflow	1.2.12

对 U-Net 网络的输出结果进行图割优化,图 6 中 3 行图像分别为 3 种结果示例。

从图 9 中每行第 2 幅图中的红色线条框住的图像区域可以看出,U-Net 网络的二值化结果中边缘不光滑,经图割优化,分割结果的边缘接近标准分割结果。

为了验证图割算法对左心室分割后处理的效果,在 U-Net 分割网络测试阶段加上图割进行后处理优化。为了与 U-Net 网络结果形成对比,采用 Dice 系数和召回率 (Recall) 对模型进行评价。从表 2 可以看出,采用图割作为 U-Net 网络的后处理方法,Dice 系数、召回率这两个指标均有所提升。相比没有图割优化的 U-Net 网络,后处理后 Dice 系数、召回率分别提高了 0.8%、1.99%。

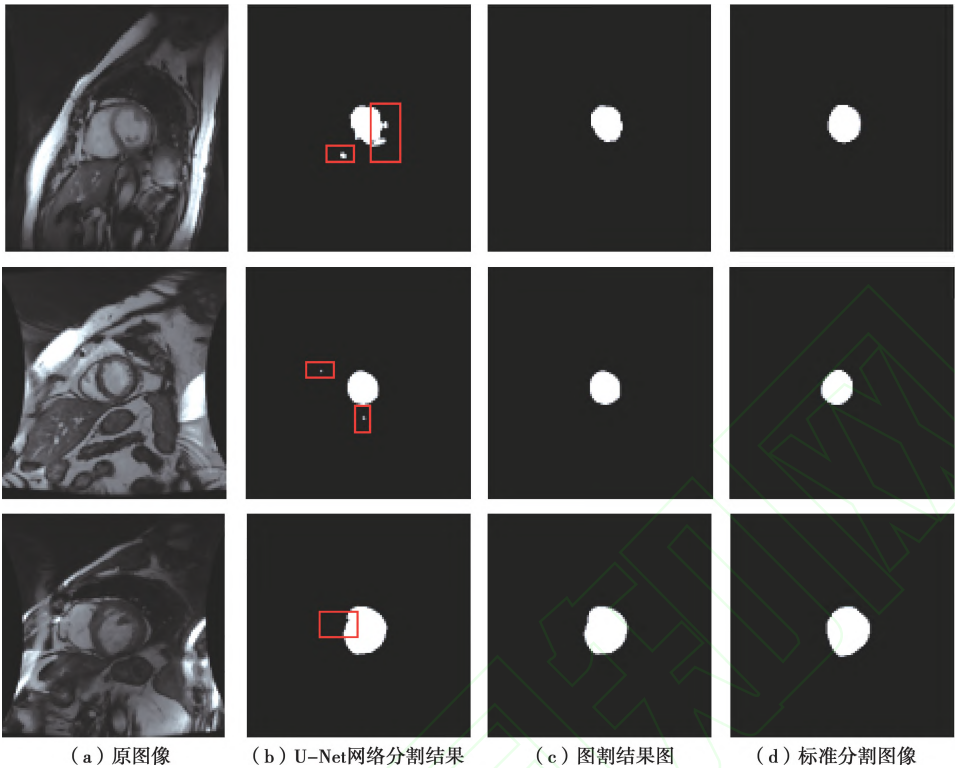


图 9 心脏 MR 图像及处理 3 种结果示例

表 2 不同算法实验结果对比

方法	Dice	Recall
U-net	0.921 7	0.920 3
Unet+GC	0.929 3	0.938 6

图割算法将  $S-T$  网络图划分为两个互不相交的子图,由此得到前景和背景区域,分割效果得到改善。在时间效率上,倘若整幅图的像素点参与图割优化,平均后处理时间约为 2.7 s,但形态学操作只对少数的边缘区域像素点进行图割优化,平均后处理时间只需 290 ms,时间效率大幅度提高,且后处理效果不变。

为了进一步对比本文的左心室分割算法与其他左心室分割算法,选择了近年来提出的几个左心室分割算法,这些算法数据集相同。表 3 记录了不同算法的方法类别和 Dice 系数。从表 3 中可以看出,本文算法在 Dice 系数上取得了最优的结果。

表 3 本算法实验结果与其他算法对比

方法	类别	Dice 系数
Suinesiaputra 等 <sup>[14]</sup>	自动	0.909 0
Queirós 等 <sup>[15]</sup>	半自动	0.906 0
Tavakoli 等 <sup>[16]</sup>	自动	0.893 0
Romaguera 等 <sup>[17]</sup>	自动	0.920 0
本文方法	自动	0.921 7

3 结束语

本文提出了一种基于 U-Net 网络心脏 MR 图像左心室分割的图割后处理快速算法。为优化 U-Net 网络分割结果,重点对图割算法进行研究,有效评估其对 U-Net 网络对心脏 MR 图像左心室分割结果后处理的改善程度,还采用了形态学操作提高图割处理效率。

U-Net 网络的输出结果只是对孤立的像素点进行预测其属于左心室区域的概率,没有将邻域内像素点的信息考虑到分割过程中。但是图割算法会将 U-Net 网络输出的概率图和像素点的邻域信息作为能量函数的构造项,能够较好地弥补 U-Net 网络输出结果的缺点,通过对能量函数求解最小值得到后处理后的二值化分割结果。所以采用图割算法对 U-Net 输出结果进行优化,同时提出采用图像形态学操作去掉了大部分无需后处理区域,减少了图割运行的时间,极大地提高了时间效率。

参考文献:

[1] 胡盛寿,杨跃进,郑哲,等.《中国心血管病报告 2018》概要[J]. 中国循环杂志,2019,34(3):209-220.  
HU Shengshou, YANG Yuejing, ZHENG Zhe, et al. “Cardiovascular disease report in China 2018” summary

- [J]. China Circulation Journal, 2019, 34(3): 209-220.
- [2] 赵幸荣. 基于深度学习的 MRI 图像右心室分割[D]. 苏州: 苏州大学, 2019.
- ZHAO Xinrong. Deep learning based MRI image of right ventricle segmentation[D]. Suzhou: Suzhou University, 2019.
- [3] ZHANG Y, CHEN W, CHEN Y, et al. A post-processing method to improve the white matter hyperintensity segmentation accuracy for randomly-initialized U-net[C]//IEEE 23rd International Conference on Digital Signal Processing, 2018: 1-5.
- [4] KRISTIADI A, PRANOWO P. Deep convolutional level set method for image segmentation [J]. Journal of ICT Research and Applications, 2017, 11(3): 284.
- [5] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-net: convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention. 2015: 234-241.
- [6] BOYKOV Y, VEKSLER O. Graph cuts in vision and graphics: theories and applications[M]. Berlin: Springer, 2006: 79-86.
- [7] 张世辉, 罗艳青, 孔令富. 基于图割的单幅图像影子检测[J]. 自动化学报, 2014, 40(010): 2306-2315.
- ZHANG Shihui, LUO Yanqing, KONG Lingfu. Shadow detection of single image based on graph cut [J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(10): 2306-2315.
- [8] FORD L R, FULKERSON D R. Maximal flow through a network[M]. Boston, : Birkhauser, 2009, 8: 243-248.
- [9] BOYKOV Y, FUNK A G. Graph cuts and efficient N-D image segmentation[J]. International Journal of Computer Vision, 2006, 70(2): 109-131.
- [10] 刘松涛, 殷福亮. 基于图割的图像分割方法及其新进展[J]. 自动化学报, 2012, 38(6): 911-922.
- LIU Songtao, YING Fuliang. Image segmentation method based on graph cut and its new progress [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(6): 911-922.
- [11] ANED I B, PUNITHAKUMAR K, LI S, et al. Left ventricle segmentation via graph cut distribution matching [C] // International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted. 2009: 901-909.
- [12] GIRIJA M G, SHANAVAZ K T, AJITH G S. Image dehazing using MSRCR algorithm and morphology based algorithm: a concise review [J]. Materials Today: Proceedings, 2020, 24(3): 1890-1897.
- [13] PETITJEAN C, DACHER J N. A review of segmentation methods in short axis cardiac MR images [J]. Medical Image Analysis, 2011, 15(12): 169-184.
- [14] SUINESIAPUTRA A, COWAN B R, AGAMY A O, et al. A collaborative resource to build consensus for automated left ventricular segmentation of cardiac MR images[J], Medical Image Analysis, 2013, 18(1): 50-62.
- [15] QUEIRÓS S, BARBOSA D, HEYDE B, et al. Fast automatic myocardial segmentation in 4D cine CMR datasets[J], Medical Image Analysis, 2014, 18(7): 1115-1131.
- [16] TAVAKOLI V, AMINI A A. A survey of shaped-based registration and segmentation techniques for cardiac images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117: 966-989.
- [17] ROMAGUERA L V, COSTA F, ROMERO F P, et al. Left ventricle segmentation in cardiac MRI images using fully convolutional neural networks[C]//Medical Imaging 2017: Computer-Aided Diagnosis. 2017: 10137.