

基于 ResNet34-UNet 的静脉超声图像分割方法研究

秦志远 朱峻流 张琛 丁思琪 丛瑞 宋威

摘要 静脉超声图像存在噪点多、阈值分割效果不佳的问题,对此本研究提出一种基于 ResNet34 主干网络的 ResNet34-UNet 分割网络模型,利用 ResNet34 网络残差学习的结构特点,在保证网络能够提取充足图像特征的前提下,有效避免梯度消失和网络退化问题,且 34 层的网络深度维持了较小的网络规模;利用 U-Net 结构特有的长连接模块,将静脉超声图像的深层特征与浅层特征有效融合,使对静脉的识别精度得到较大幅度的提升,实现了静脉边缘的平滑分割。将 300 张静脉超声图像作为训练集,200 张作为测试集,通过随机旋转、翻转、投影等操作进行数据集的增强,经过 10 轮迭代训练后得到模型的准确率达 96.3%,较全卷积神经网络高 5.9%,较 DeepLab v3+ 高 5.2%。结果表明基于 ResNet34-UNet 的分割方法能够准确地分割静脉超声图像,为后续超声影像下静脉的自动识别与跟踪提供了技术参考。

关键词 超声图像;静脉;自动分割;ResNet;U-Net

[中图分类号]R445.1

[文献标识码]A

Research on vein ultrasound image segmentation method based on ResNet34-UNet

QIN Zhiyuan, ZHU Junlong, ZHANG Chen, DING Siqi, CONG Rui, SONG Wei

College of Artificial Intelligence and Computer, Jiangnan University, Jiangsu 214122, China

ABSTRACT Vein ultrasound images have the problem of too much noise and poor threshold segmentation. In this regard, this paper proposes a ResNet34-UNet segmentation network model based on the ResNet34 backbone network, using the structural characteristics of the ResNet34 network, on the premise of ensuring that the network can extract sufficient image features, the problem of gradient disappearance and network degradation was effectively avoided, while the network depth of 34 layers maintains a small network scale. Then using the unique long connection module of the U-Net structure, the deep features and shallow features of vein ultrasound images were effectively merged, so that the recognition accuracy of veins can be greatly improved, and the smooth segmentation of vein edges was realized. Using 300 venous ultrasound images as the training set and 200 as the test set, the data set was enhanced by random rotation, flip, projection and other operations. After ten rounds of iterative training, the accuracy of the model was 96.3%, which was 5.9% higher than that of fully convolutional neural network (FCN) and 5.2% higher than that of DeepLab v3+. The results showed that the vein segmentation method based on ResNet34-UNet can accurately segment the vein ultrasound image, which provides a technical reference for the automatic identification and tracking of the vein under the ultrasound image.

KEY WORDS Ultrasound imaging; Vein; Automatic segmentation; ResNet; U-Net

随着科技的不断发展,基于深度学习的图像分割技术在医学图像处理中得到全面应用。自 2015 年国际医学图像计算和计算机辅助干预会议上首次提出 U-Net 模型^[1],该模型及其变体(Nested U-Net、V-Net、循环残差 U-Net 等)在生物医学影像分割中取得了理想的结果。2015 年,IEEE 国际计算机视觉与模式识别会议提出的全卷积神经网络(FCN)模型是第一个成功

应用到图像分割的神经网络。通过杠杆组标准化与 leaky ReLU 函数,研究者重新设计了 U-Net 的结构,便于分割 3D 图像^[2]。2018 年,李娜^[3]在 U-Net 的基础上提出了一个新网络 AUNet,满足全景分割医学图像的需求。使用梯度矢量流(GVF)图像分割技术对医学影像进行处理分析,分割过程简单准确,较传统处理方法效率更高、效果更好。神经网络模型提取能力

基金项目:中国博士后科学基金项目(2017M621625);江苏省自然科学基金项目(BK20181341)

作者单位:214122 江苏省无锡市,江南大学人工智能与计算机学院

通讯作者:宋威,Email:songwei@jiangnan.edu.cn

很强,能够追踪特定区域内任意想要到达的目标,因而适用于医学影像分割,如CT、MRI和超声图像的处理。医学影像分割按照医学方面既定的规则把医学图像划分成多个不相交区域,精准分割目标体积、形状、纹理等特征,便于后续处理。作为目前在医学领域研究价值较高的图像分割网络,其基础是FCN,但又不同于FCN^[4]。U-Net较浅的高分辨率层用来解决像素定位的问题,较深层用来解决像素分类的问题,通过将浅层特征图与深层特征图结合,并利用特征拼接、多尺度融合的手段充分关注分割细节,使其在图像分割及边缘检测领域表现优秀。ResNet网络可以加速网络收敛、有效解决梯度消失和因网络结构深导致的网络退化问题^[5]。在重大疫情或野外救灾等特殊环境下,自动穿刺装置有着重要作用,而静脉的识别与跟踪对自动穿刺设备的研发具有重要的意义。静脉超声图像噪点多,传统阈值分割效果差,但其局部语义相对明确。基于此,本研究以ResNet34作为特征提取前端,并使用U-Net作为后端网络,提出了基于ResNet34-U-Net网络的静脉分割方法,取得了较为优秀的分割效果。

一、数据采集与预处理

本研究的数据集来自项目合作医院和互联网,所使用的静脉超声图像均为浅层皮下静脉超声图像。原始数据集共500张静脉超声图像,在项目合作医院医技科的医师指导协助下,使用Labelme人工打标,制作掩膜标签(图1)。基于ResNet34-U-Net网络框架的输入要求,对静脉超声原始图像进行批量剪裁,将图像尺寸统一为512 px×512 px;将静脉超声原始图像进行24位转8位的灰度化,并通过旋转、翻转等方法对数据集进行扩充;将总数据集的60%(300张)作为训练集,40%(200张)作为测试集。本实验使用Python 3.7编程语言,TensorFlow 2.1.0人工智能框架,配合使用Keras模块进行开发。

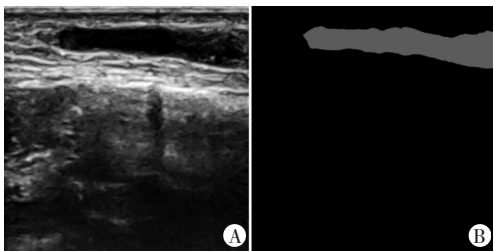


图1 静脉超声原始图像(A)和掩膜图像(B)

二、网络算法框架

1.U-Net

基于编码与解码的设计思路,U-Net使用一种完全对称的U型网络结构来获取上下文的特征信息和位置信息。与大多数神经网络模型类似,U-Net使用卷积操作来提取图像特征,从而实现图像分割。依据U-Net结构的设计,将原始图像输入U-Net后,通过尺寸为3×3卷积核,先进行2次卷积操作;之后经过1次最大池化操作,池化窗口的size为2×2, stride为2。在网络左侧,上述下采样过程进行4次,每次池化的过程卷积核的数目均会加倍^[6]。经过网络左侧的特征提取后,加上原始图像输入的尺度,共有5种尺度的特征图。在编码区域最后1次卷积后,得到的特征图会连接右侧解码部分。与编码部分相似,在网络右侧进行上采样的过程中,反卷积过程和2次卷积过程

会进行4次,每次上采样过程卷积核的数目均会减半。最后经过1次1×1的卷积操作得到最终的预测结果。

U-Net的最大特点是引入长连接,实现了通道维度上的融合学习(叠操作)。下采样和上采样过程分别得到通道数相同的特征图,将网络左侧得到的特征图剪裁,使其与网络右侧的特征图尺度相同,之后并联至相同通道数的网络右侧部分。通过这种方式融合静脉超声图像的浅层特征和深层特征(低分辨率信息和高分辨率信息),实现了更佳的信息利用效果。考虑到浅层静脉超声图像的分割目标分布较为规律,语义简单明确,低分辨率信息能够提供其类别识别依据;又因为其边界较为模糊,梯度复杂,故需要高分辨率的信息提供精准分割的依据。本研究提出的ResNet34-U-Net充分利用了U-Net能有效结合低分辨率和高分辨率特征的特点,在自制静脉超声数据集上取得了优秀的分割效果。

2.ResNet网络

基于以往对CNN的研究可知,通过增加网络深度可以学习到更多的特征信息。目前已有研究^[7]证实随着网络的加深,传统的卷积神经网络会出现梯度爆炸或梯度消失现象,导致深层的网络无法学习到更多特征信息,甚至产生网络退化的现象。为解决这一问题,本研究采用ResNet作为整个网络的主干网络。ResNet本质是一个不断拟合残差的过程,其通过间接学习若干个输入层和输出层之间的残差,使网络收敛地更快(损失Loss更快地下降),模型的精度更高^[6]。

基于一个网络堆叠结构,ResNet选择学习每一层输入与输出之间的残差 $F(x)$,其中 $F(x)=H(x)-x$,最终实际学习的结果为 $F(x)+x$ 。ResNet使用类似电路结构中的“短路”设计, $F(x)$ 模块进行残差学习, x 为直接映射,各层之间使用Relu作为激活函数,由此构成了ResNet基本的残差学习单元^[8]。这样的设计不仅减少了每一层的学习量,且每一层的训练结果都是当下最优状况,由此解决了网络加深时的退化问题。

3.ResNet34-U-Net网络

综合考虑医疗嵌入式设备的运算能力与随着网络加深的实际分割效果,本研究使用较为轻量的ResNet34作为最终的主干网络。如图2左侧部分所示,ResNet34相比普通网络每两层间增加了短路机制,在特征提取的过程中进行两层间的残差学习,图2左侧虚线表示特征图的维度(通道数)发生了变化。

针对一个两层的残差单元,假设 a_i 为该残差单元第一层的输入, a_{i+2} 为第二层的输出, $F(x_i)$ 为 x_i 经过一个完整残差单元后的输出, $Relu(x)=max(x,0)$ 为激活函数,则有:

$$F(x_i)=a_{i+2}=Relu[W_{i+2} * Relu(W_{i+1} * a_i + b_{i+1}) + b_{i+2}] + a_i \quad (1)$$

针对多个残差单元的组合,设 x_i 为第L层残差单元的输出,则有:

$$x_L = x_i + \sum_{i=1}^{L-1} F(x_i, w_i) \quad (2)$$

在误差反向传播过程中,由于 $identity=x$,损失值在某一层的梯度为:

$$\frac{\partial loss}{\partial x_i} = \frac{\partial loss}{\partial x_L} \cdot \frac{\partial x_L}{\partial x_i} = \frac{\partial loss}{\partial x_L} \cdot \left[1 + \frac{\partial}{\partial x_i} \sum_{i=1}^{L-1} F(x_i, w_i) \right] \quad (3)$$

式(3)中括号内的1体现出残差结构可以将上一层的输入

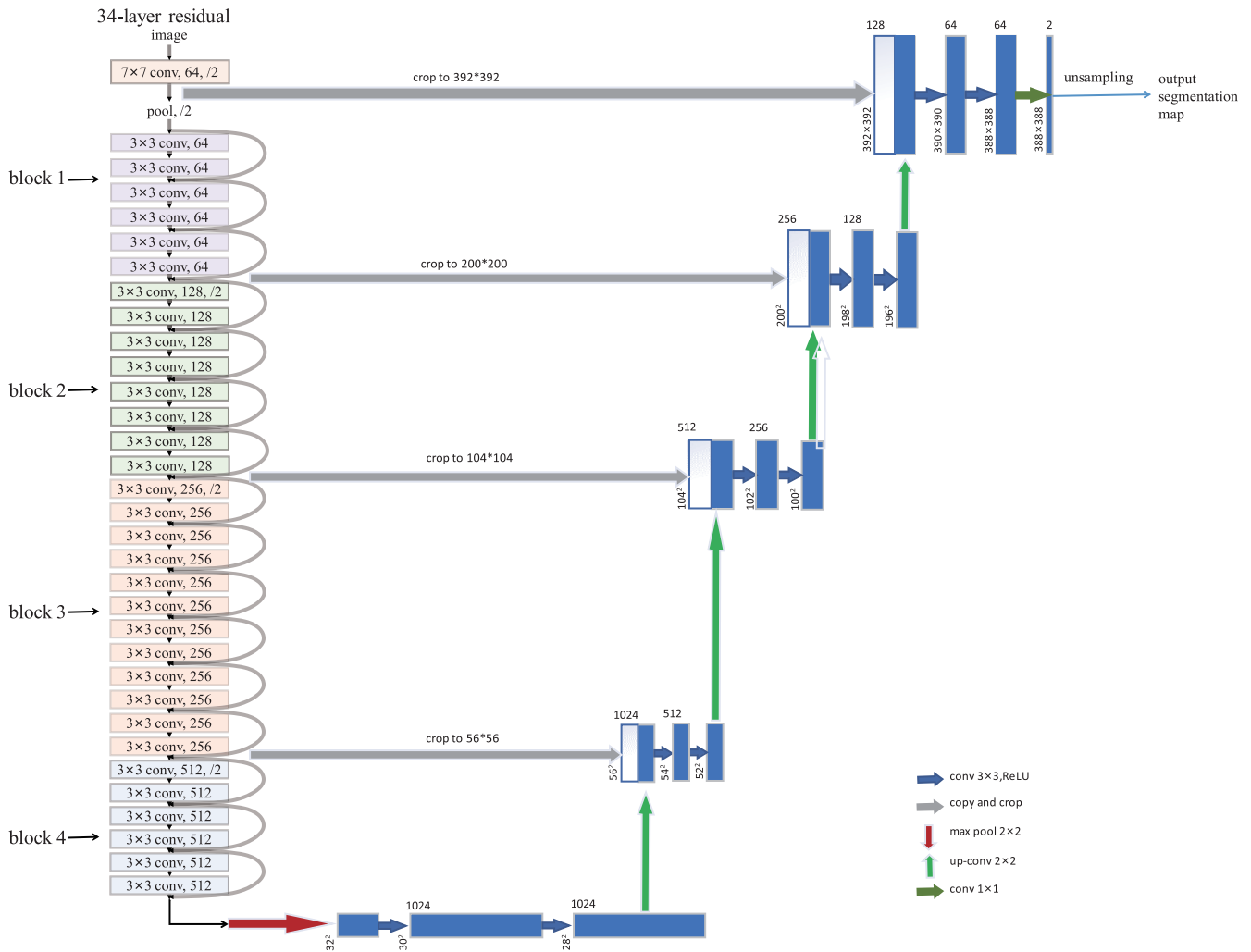


图2 ResNet34-UNet网络结构图

无损失地继承下来;加号后面的残差梯度则体现出网络各层权重对输出的影响。之所以是 *identity* 恒等映射而没有乘权重矩阵,是因为若 $identity = \lambda x$, 则有:

$$\frac{\partial loss}{\partial x_l} = \frac{\partial loss}{\partial x_L} \cdot \frac{\partial x_L}{\partial x_l} = \frac{\partial loss}{\partial x_L} \cdot \left[\left(\prod_{i=l}^{L-1} \lambda_i \right) x_l + \frac{\partial}{\partial x_l} \sum_{i=l}^{L-1} F(x_i, w_i) \right] \quad (4)$$

从式(4)可以看出,当 $\lambda > 1$, 随着网络的加深,网络有出现梯度爆炸的危险;当 $\lambda < 1$, 则会导致梯度消失。由此可见,直接传递 $identity = x$ 的必要性。

结合静脉超声图像的特征及其分割需求,本文使用 ResNet34-UNet 网络进行静脉图像分割任务,整个网络以 ResNet34 作为特征提取的前端网络,以 U-Net 作为特征融合的后端网络。整个网络框架如图 2 所示。本研究将 ResNet34 作为 Encode-Decode 结构中的编码器。在前馈计算过程中,ResNet34 一共进行了 5 次降采样,由一次 7x7 的卷积操作和 4 次卷积 block 组成。在 ResNet34-UNet 网络的解码器部分,保留了原 U-Net 的 4 次上采样过程。其中灰色箭头表示 U-Net 特有的长连接操作,实现了通道层面的特征融合。最后还进行 1 次上采样,以恢复原图尺寸,最终获取网络的输出。

三、图像分割算法评价指标

使用准确度 (ACC) 和平均交并比 (mIoU) 作为本文语义分

割的评价指标。ACC 计算公式为: $ACC = (\text{真阳性} + \text{真阴性}) / (\text{真阳性} + \text{假阴性} + \text{假阳性} + \text{真阴性})$ 。其中真阳性表示模型分割出来的静脉区域像素点实际为人工分割出来的静脉区域像素点的总数;真阴性表示模型分割出来的背景区域像素点实际为人工分割出来的背景区域像素点的总数;假阴性表示模型分割出来的背景区域像素点实际为人工分割出来的静脉区域像素点的总数;假阳性表示模型分割出来的静脉区域像素点实际为人工分割出来的背景区域像素点的总数。

$$ACC = \frac{\sum_{i=0}^k p_{ii}}{\sum_{i=0}^k \sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (5)$$

在式(5)中, k 为目标类总数, p_{ij} 为本该属于 i 类的像素点被预测为 j 类的像素点的总数,具体可以说:当 i 类为正类时, p_{ii} 表示为真阳性; p_{ij} 表示为真阴性; p_{ji} 表示为假阴性; p_{ji} 表示为假阳性。

mIoU 是图像分割领域常用的效果评价指标,计算方法为:

$$mIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (6)$$

在本研究中,分割目标只有静脉一个类别,故 k 值为 1。

四、静脉图像分割结果与分析

将经过预处理的数据集输入 ResNet34-UNet 网络,200 张训练图片在正式输入网络前,由生成器对其进行旋转、偏移等操作,以保证最终模型的鲁棒性。实验过程中,网络优化器为 AdamOptimizer,损失函数为 binary_crossentropy。经过 10 轮训练后保存最优模型,得到的分割效果的 ACC 为 0.963, mIoU 为 0.873。

如图 3 所示,在 10 轮训练过程中,随着迭代次数增加,模型的损失(Loss)迅速下降,ACC 和 mIoU 逐步提高,最终达到较理想的结果。

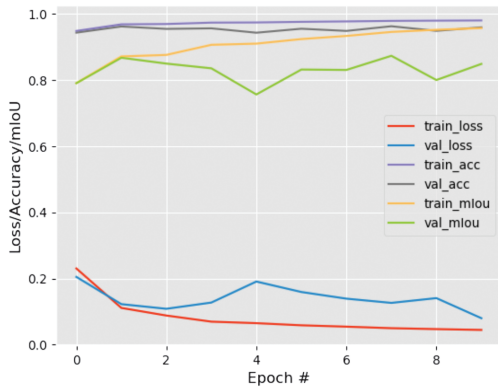


图3 ResNet34-UNet 训练过程中各评价指标

医学图像领域的分割网络众多,为了更好地体现本文所提出的分割网络在静脉超声图像上的进步性,本研究使用相同的静脉超声图像和相同的实验环境,在 FCN 和 DeepLab v3+ 网络

中再次进行实验,结果见图 4。

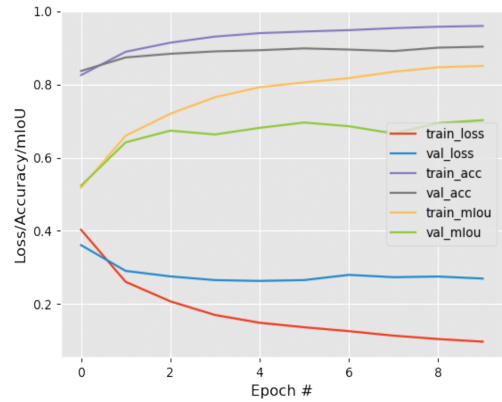
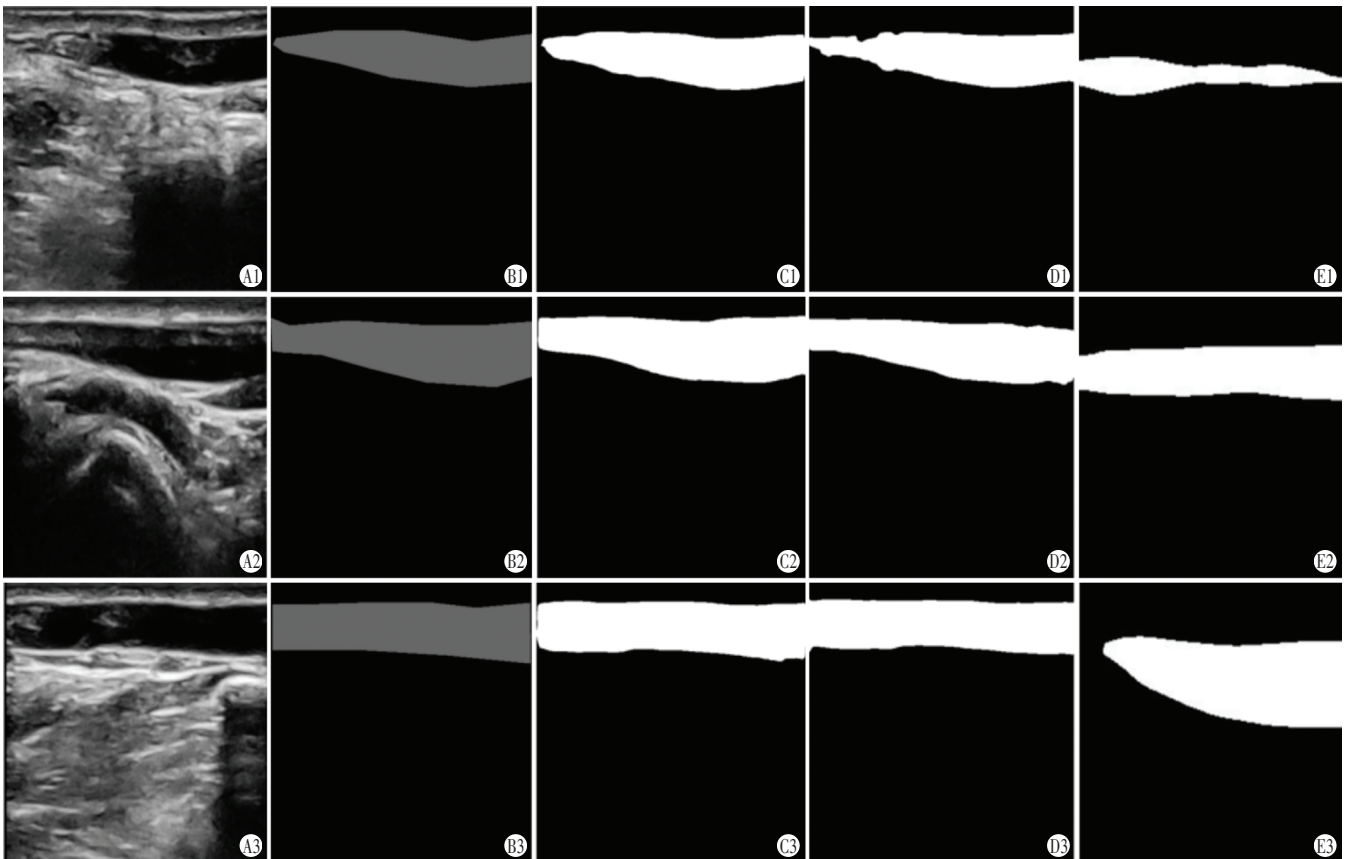


图4 FCN 训练过程中各评价指标

通过对比可以看出,与 ResNet34-UNet 比较,FCN 的测试集损失(val_loss)在训练后期已经难以有效下降,其 mIoU 的上升效果也不明显。

不同网络静脉超声图像分割实例见图 5,自 A~E 的 5 列图像分别为:静脉超声原始图像、标签图像、ResNet34-UNet 分割结果、DeepLab v3+ 分割结果、FCN 分割结果。其中 ResNet34-UNet 的分割结果未出现明显的异常间断,且静脉边缘的分割效果较为平滑,而 DeepLab v3+ 和 FCN 的分割结果则出现了像素间断、大量像素分类错误等现象。

由此可见,针对静脉超声图像,ResNet34-UNet 能够较好地为目标静脉从其背景中分离出来,且静脉边缘绝大部分均较为平滑。



A1、A2、A3:原始图像;B1、B2、B3:标签图像;C1、C2、C3:ResNet34-UNet 分割结果;D1、D2、D3:DeepLab v3+ 分割结果;E1、E2、E3:FCN 分割结果

图5 不同网络静脉超声图像分割实例

分割效果的具体指标见表 1。结果显示,在自制静脉超声数据集上,ResNet34+UNet 分割的 ACC 分别较 FCN 和 DeepLab v3+ 高 5.9% 和 5.2%;*mIoU* 分别较 FCN 和 DeepLab v3+ 高 15.7% 和 0.6%。表明无论是从分割准确性还是边缘平滑度来看,ResNet34+UNet 网络模型均能较好地满足静脉超声图像的分割要求。

表 1 不同网络分割算法对静脉超声图像的分割结果

评价指标	ResNet34+UNet	DeepLab v3+	FCN
ACC	0.963	0.911	0.904
<i>mIoU</i>	0.873	0.867	0.716

FCN:全卷积神经网络

五、结论

ResNet34+UNet 利用 ResNet34 作为特征提取的前端主干网络,避免了因网络层数加深导致的梯度发散、准确度下降的现象,解决了网络退化问题;利用 U-Net 作为后端网络,充分融合原始图像的低分辨率信息和高分辨率信息(深层特征和浅层特征)。应用 ResNet34+UNet 分割静脉超声图像的 ACC 达 96.3%,较 FCN 和 DeepLab v3+ 实现了较大幅度的提升,能够有效满足静脉超声图像的分割要求,且在保证分割准确性的前提下,分割掩膜边缘平滑度也能达到比较好的效果。但 ResNet34+UNet 的参数规模依旧较大,在静脉自动识别与跟踪的实际应用中,

分割结果的实时性难以保证,未来会在算法实时性方面进行进一步研究。

参考文献

- [1] 王丽会,秦永彬.深度学习在医学影像中的研究进展及发展趋势[J].大数据,2020,6(6):83-104.
- [2] 郑利浩,郑秋岚,林志洁,等.医学图像语义分割的深度学习技术综述[J].计算机工程与应用,2021,57(14):48-59.
- [3] 李娜.数字图像处理中的图像分割技术及其应用[J].信息与电脑(理论版),2020,32(12):38-39.
- [4] 杨丽洋,文戈.深度学习在医学影像中的应用[J].分子影像学杂志,2020,43(2):183-187.
- [5] 全真,徐爱俊.基于改进 ResNet+UNet 的立木图像分割方法[J].中南林业科技大学学报,2021,41(1):132-139.
- [6] 曲鹏.基于 ResDense U-Net 的医学图像分割[D].长春:吉林大学,2020.
- [7] 李余康,翟长远,王秀,等.基于 DeepLab v3+ 的葡萄叶片分割算法[J].农机化研究,2022,44(2):149-155.
- [8] 张选,胡晓娟.基于 GoogLeNet 和 ResNet 的深度融合神经网络在脉搏波识别中的应用[J].计算机系统应用,2019,28(10):15-26.

(收稿日期:2021-06-05)

· 病例报道 ·

Echocardiographic diagnosis of coexistent true and false aneurysms after myocardial infarction : a case report 超声心动图诊断心肌梗死后真假混合性室壁瘤 1 例

胡庭阳 王晶晶 周鸿敏 刘红云

[中图法分类号]R540.45

[文献标识码]B

患者男,65 岁。因“突发头晕及言语不清 2 d,口角歪斜伴肢体无力 1 d”入院。既往有高血压病史 10 余年,同时因肺结核、结核性胸膜炎行抗结核治疗。入院后超声心动图检查示:心包积液(左室后壁后方 10 mm,右室前壁前方 4 mm,心尖部 5 mm,左室侧壁侧方 8 mm)。胸腔超声检查示:双侧胸腔积液。临床初步诊断:①脑梗死;②结核性多浆膜腔积液。住院期间患者间断出现胸闷及心慌,血压不稳定,多巴胺泵($8 \mu\text{g}\cdot\text{kg}^{-1}\cdot\text{min}^{-1}$)维持血压在 90~110/60~70 mm Hg(1 mm Hg=0.133 kPa),反复低热。实验室检查:肌酸激酶 490 U/L,乳酸脱氢酶 238 U/L,高敏心肌肌钙蛋白 I 1252.8 $\mu\text{g/ml}$ 。心电图检查:非特异性 ST 段抬高,考虑急性心肌梗死;动态心电图检查:V1 导联呈 Rs 型,V6 导联呈 qRs、T 波倒置,后壁心肌梗死不排除;监测全程见 II、III、avF、V4~V6 导联 T 波低平或倒置,心率较快时可见 V1~V3 导联 T 波改变。再次行超声心动图检查:左心增大;左室侧壁中段至

基底段室壁向外膨出;心包积液(左室后壁后方 16 mm,右室前壁前方 14 mm,心尖部 6 mm)。行抗凝、调脂、抗结核、抗感染及对症支持治疗 13 d 后复查超声心动图示:见左室侧壁向外膨出,呈矛盾运动,范围为 41 mm×24 mm。超声心动图诊断:左室侧壁室壁瘤形成;心包积液。由于患者反复低热,多浆膜腔积液,考虑结核可能性大,建议患者转结核病专科医院就诊。

1 个月患者于武汉市结核病医院行心包穿刺见血性心包积液,再次转入我院心脏大血管外科,超声心动图检查:左房扩大(前后径 39 mm)。左室侧壁基底段及中段呈瘤样向外膨出,范围约 40 mm×54 mm(图 1A)。左室外侧见一宽 47 mm 带状无回声区,经左室后方延伸至右室右侧,在右室右侧形成较大范围的无回声区,宽 74 mm(图 1B)。左室侧壁膨出瘤壁见长约 16 mm 连续中断(图 1C);CDFI 于中断处可探及血流信号,随心动周期往返于瘤体与带状无回声区之间(图 1D,E)。超声