

# 基于3D\_ResUnet肝脏CT图像分割的临床应用研究

王继伟<sup>①</sup> 李成伟<sup>②</sup> 黄绍辉\* 王博亮<sup>②</sup>

**摘要** 目的: 为解决传统肝实质分割方法在阈值分割方面存在的分割精度低的问题。方法: 采用AI自动识别算法, 通过Unet与Resnet相结合的3D\_ResUnet网络对肝脏CT图像进行分割, 并对分割结果通过最大联通分量的方法去除杂质, 得到较为精确的肝脏区域, 实现肝实质自动分割。结果: 基于3D\_ResUnet的肝脏CT图像分割, 其分割的平均Dice为96.12%, 高于3D\_Unet的分割精度。结论: 基于3D\_ResUnet的肝脏CT图像分割提高了肝实质分割的精度, 实现了无需人工交互的全自动分割, 通过应用在肝癌手术计划系统中, 为临床医生的肝癌手术规划提供了可视化依据。

**关键词** CT影像分割 肝实质 3D\_ResUnet

**Doi:**10.3969/j.issn.1673-7571.2019.10.022

**[中图分类号]** R319 **[文献标识码]** A

Clinical Application Research of Liver CT Images Segmentation Based on 3D\_ResUnet / WANG Ji-wei, LI Cheng-wei, HUANG Shao-hui, et al//China Digital Medicine.-2019 14(10): 68 to 70

**Abstract** Objective: To solve the problem of low segmentation accuracy in threshold segmentation of traditional liver parenchyma segmentation methods. Methods: Using AI Automatic recognition Algorithm, through 3D\_ResUnet network combined by Unet and Resnet, to make the segmentation on the liver CT images, then removed the impurities from segmentation result by maximum connected component method, to obtain a more accurate liver region and finally realize the liver parenchyma segmentation. Results: The average dice of liver CT images segmentation based on 3D\_ResUnet is 96.12%, which is higher than the segmentation accuracy of 3D\_Unet. Conclusion: Liver CT image segmentation based on 3D\_ResUnet improves the accuracy of liver parenchymal segmentation, the fully automatic segmentation that without human interaction is realized, though the application in liver cancer plan system, to provide a visual basis of liver cancer surgeon plan for clinical doctors.


**Keywords** CT images segmentation, liver parenchyma, 3D\_ResUnet

**Fund project** The National Natural Science Foundation of China (No.61327001)

**Corresponding author** School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005, Fujian Province, P.R.C.

肝癌是世界上发病率较高的癌症之一, 目前治疗肝癌最有效的方法是精准肝切除手术, 作为实施精准肝切除手术的基础是对肝脏进行数字分割<sup>[1]</sup>。传统肝实质分割方法在阈值分割时存在计算量大、分割速度慢、分割精度低等问题。近年来, 深度学习的热潮也推动了医学影像领域的发展, 许多专家学者不仅仅拘泥于使用传统分割方法, 而是更侧重于通过人工智能的方法对CT影像进行分割, 以获得更高的准确度和更强的鲁棒性, 如基于Unet<sup>[2]</sup>的图像分割及基于Resnet<sup>[3]</sup>的图像分割, 并且取得了较大的突破。

由于肝脏的邻近组织与其灰度相似, 对于传统分割方法存在的问题提出一种基于Unet与Resnet相结合的深度学习网络结构3D\_ResUnet, 在CT图像上进行肝脏区域的分割, 期待能够获得较为精准的结果, 提供可视化肝脏组织解剖结构, 为

 **基金项目:** 国家自然科学基金(编号: 61327001)

\*通信作者: 厦门大学信息科学与技术学院, 361005, 福建省厦门市思明区曾厝垵西路1号

①解放军陆军第七十三集团军医院(厦门大学附属成功医院)信息中心, 361003, 福建省厦门市思明区文园路92-96号

②厦门大学信息科学与技术学院, 361005, 福建省厦门市思明区曾厝垵西路1号

临床医生的手术规划提供基础。

### 1 方法

通过以Unet网络结构为基础，保留其编码再解码的结构，将Unet的原始基础模块全部替换为Resnet结构，形成一种3D\_ResUnet的组合结构。实验过程为：数据预处理，输入网络获得预测概率分布，得到分割二值图，分割模型应用于肝癌手术系统，实现客户端与服务器端的相互传输。

**1.1 数据预处理** 实验首先通过双线性插值的方法将CT图像的层厚统一标准化为2.0 mm，接着通过阈值截断的方法<sup>[4]</sup>将CT图像上灰度值小于-200的置为-200，大于200的置为200，最后对CT图像灰度值使用max-min归一化方法映射到[0,1]，归一化方法见公式：

$f(x)=(x-\min)/(\max-\min)$ ，其中x为当前像素点灰度值，f(x)为归一化后的灰度值，min为CT图像中灰度值最小值，max为灰度值最大值。

**1.2 网络结构** 以Unet网络结构（如图1所示）为基础，将每个基础模块替换成Resnet结构，Resnet的作用主要是为了在加深网络结构的同时避免过拟合，增加网络的非线性结构（Resnet局部模块如图2所示），而Unet的编码解码结构可很好地连接CT图像的上下文结构，将两者结合即ResUnet（局部模块如图3所示），以期获得更高的精度。

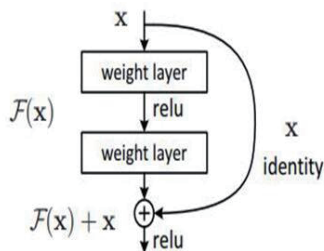


图2 Resnet局部模块图

在图3中，input是输入，output是

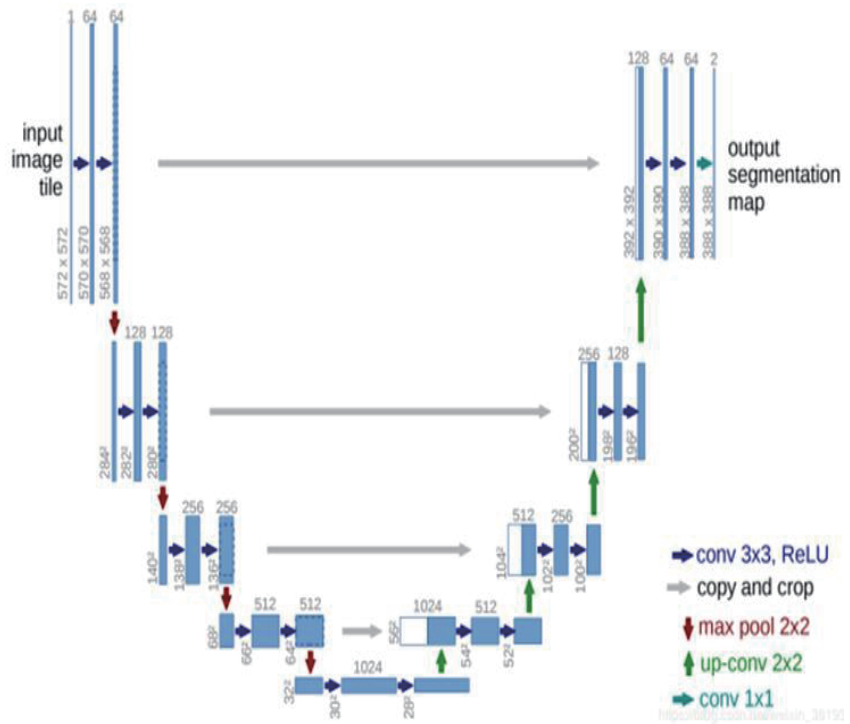


图1 Unet结构图

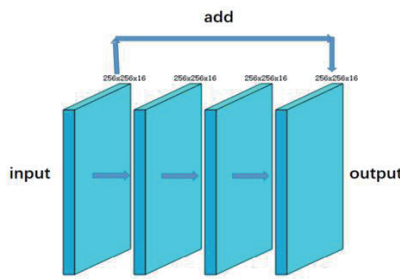


图3 ResUnet局部模块图

输出，input通过卷积层提取特征后，再通过加上input得到output，此时的output结合了浅层的信息，使获得的特征更加丰富，有利于分割。

**1.3 损失函数** 交叉熵损失函数是最常用的图像分类以及分割损失函数，而diceloss<sup>[5]</sup>是为了解决正负样本不均衡。由于肝脏在CT图像中所占的比例较小，则采用两者相加组成新的损失函数。

其中，交叉熵损失函数： $L=-[y\log y+(1-y)\log(1-y)]$ ，其中y表示标签，y'表示预测结果。

DiceLoss为

$$Dice\_Loss(y,y')=1-(2|y\cap y'|)/(|y|+|y'|)$$

其中y表示标签，y'表示预测结果。

损失函数的具体公式如下：

$$Loss\_Function = -[y\log y+(1-y)\log(1-y)]+(1-2(y\cap y')/(y+y'))$$

### 1.4 训练与测试

**1.4.1 训练阶段** ①设置Adam作为模型训练优化器，初始学习率设置为0.1，每训练200次衰减一次，衰减率为0.99。②对数据进行一定比例的数据增广，例如翻转、旋转、裁剪等。③为了扩充训练数据集，以及找到最合适的输入尺寸，通过对原始数据进行一次步长为2的下采样方法将数据大小减半，接着在Z轴上以步长为8对数据进行切块，得到16×256×256大小的数据块，并将16×256×256的数据块送入3D\_ResUnet网络中训练，得到训练模型。

**1.4.2 测试阶段** ①将数据下采样之后，将其分成若干个16×256×256的数据

块,送入网络,最后将每块分割结果进行拼接得到二值图,最后再通过最大联通分量的方法,将分割出来的杂质去除,得到最终结果。②将分割二值图通过vtk内置函数生成可视化的stl。

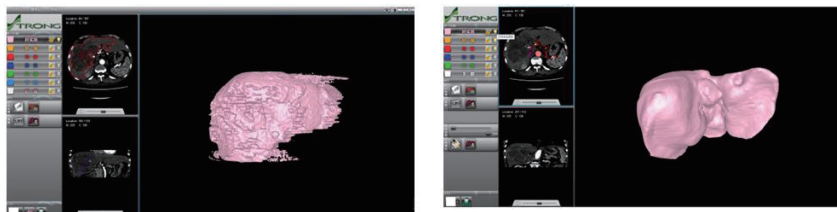


图4 原系统分割与基于3D\_ResUnet实现肝脏分割结果对比

## 2 结果

实验环境,操作系统为Ubuntu16.04 LST 64位,内存64GB,采用tensorflow深度学习框架<sup>[6]</sup>。

数据集为180套CT数据,该数据集来自厦门大学附属成功医院及2017LITS公开竞赛数据集,标签数据由人工标注获得。数据集分为训练集和测试集,其中训练集为150套,测试集为30套。最终3D\_Unet与3D\_ResUnet的测试结果如表1所示,其分割结果的平均Dice为96.12%,高于3D\_Unet。

表1 测试集肝实质分割结果对比

MODEL	DICE
3D_Unet	94.85%
3D_ResUnet	96.12%

## 3 临床应用

将上述肝脏分割模型添加到自主研发的肝癌手术系统中,代替原有的分割方法,精度提高明显。由于人工智能应用需要一定的硬件环境,故将其做成客户端与服务器端的模式。服

务器端功能主要是获取数据传输到客户端显示,用户通过客户端发送请求传输至服务器端,服务器响应请求,调用肝脏分割模型,生成分割结果,返回至客户端,在客户端将分割结果三维建模并显示,原系统的分割与基于3D\_ResUnet实现肝脏分割结果对比如图4所示(左边为原系统的分割结果)。

## 4 结论

通过以Unet网络结构为基础,将Unet的原始基础模块全部替换为Resnet结构,形成一种3D\_ResUnet的组合结构。相比于传统图像分割方法,提高了准确度,实现了无需人工交互的全自动分割,并应用在肝癌手术计划系统中,为临床医生的肝癌手术规划提供可视化依据。

### 参考文献

- [1] 何兰,吴倩.基于3D卷积神经网络的肝脏自动分割方法[J].中国医学物理学杂志,2018,35(6):680-686.

志,2018,35(6):680-686.

- [2] Çiçek Ö, Abdulkadir A, Lienkamp SS. 3D U-Net: Learning Dense Volumetric Segmentation from Sparse Annotation[C]// Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, MICCAI, 2016.
- [3] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. CVPR, 2016.
- [4] 刘天宇,姜威威,何江萍,等.基于HC-CFCN模型的肝脏CT图像分割[J/OL].计算机工程:1-7.[2019-07-27].https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0053712.
- [5] 孙明建,徐军,马伟,等.基于新型深度全卷积网络的肝脏CT影像三维区域自动分割[J].中国生物医学工程学报,2018,37(4):385-393.
- [6] 黄绍辉,严凯,王博亮,等.2D3D级联卷积在分割CT肺动脉上的应用研究[J].中国数字医学,2019,14(5):7-11.

【收稿日期:2018-08-28】

(责任编辑:郑艳)

### ■ 全民健康信息化为基层减负工作措施

#### (四) 清理“僵尸”信息系统

按照“大平台、大数据、大系统”原则,对我委原有200余个信息系统进行清理整合。对一些没有开展统计分析、长期处于空置状态、运行维护停止的“僵尸”系统,一律进行清理和销户。清理后发布信息系统目录清单,凡未列入目录清单内的,基层可拒绝报送数据,并将情况反馈至委网信领导小组办公室。

(来源:国家卫健委网站)