

## 基于2.5D级联卷积神经网络的CT图像胰腺分割方法

周芳芳, 王一达, 宋阳, 杨光

华东师范大学物理与电子科学学院/上海市磁共振重点实验室, 上海 200062

**【摘要】目的:**由于胰腺体积小、形态个体差异性大,影像上的准确分割较为困难。本文提出一种基于2.5D级联卷积神经网络的CT图像胰腺分割方法。**方法:**实验中使用的数据为NIH胰腺分割公开数据集,共包含82例腹部CT图像,随机选取其中56、9、17例分别作为训练集、验证集和测试集;训练过程中使用旋转、拉伸、平移、裁剪等操作对数据进行扩增。实验中提出一种用于胰腺分割的、结合概率图的2.5D级联深度监督UNet,即CSNet(Cascading deep Supervision UNet)。该网络由3个部分组成:第1部分基于UNet,输入连续5层图像,输出中间3层对应的粗分割图像,设置适当的阈值,使其变成二值的粗分割结果;第2部分将第1层、第3层的粗分割结果与中间层的原始图像相结合,输入另一个深度监督UNet网络,得到中间层的精细分割;第3部分将第1部分网络输出的中间层的粗分割概率图与第2部分网络输出的细分割概率图通过 $1\times 1$ 卷积进行概率融合得到最终的输出结果。3个子网络同时进行训练,对应的能量函数联合优化,从而得到更精准的分割结果。最后,使用DSC对分割结果进行评估。**结果:**在独立测试集上,CSNet实现了 $(83.74\pm 5.27)\%$ 的DSC值。**结论:**CSNet可以准确分割出CT图像上的胰腺区域。

**【关键词】**卷积神经网络;胰腺分割;深度监督

**【中图分类号】**R318;TP391.4

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2020)06-0786-06

## Segmentation of pancreas in CT images based on 2.5D cascaded convolutional neural network

ZHOU Fangfang, WANG Yida, SONG Yang, YANG Guang

Shanghai Key Laboratory of MRI /School of Physics and Electronic Science, East China Normal University, Shanghai 200062, China

**Abstract: Objective** Due to the small size of the pancreas and inter-individual structural variances, it is difficult to segment the pancreas in images accurately. Therefore, a 2.5D cascaded convolutional neural network is proposed for the segmentation of pancreas in CT images. **Methods** The data used in the experiment were the open dataset for pancreas segmentation published by NIH. The 82 abdominal CT images contained in the dataset were randomly divided into training, validation, and test sets (training/validation/test=56/9/17). During the training, rotating, stretching, shifting and shearing were used for data augmentation. The combination of probability graph and 2.5D cascaded deep supervision UNet, namely CSNet (Cascading deep Supervision UNet), was proposed for pancreas segmentation. The proposed network consisted of 3 sub-networks. Based on UNet, 5 consecutive slices of image were input into the first sub-network to obtain the coarse segmentation images of the middle 3 slices. After a suitable threshold was set, the segmentation images were transformed into binary segmentation images. The original image at the center slice was combined with the coarse segmentation images of two adjacent slices (the first and third slices) and then input into the second sub-network, another deep supervision UNet, to obtain a fine segmentation of the center slice. In the third sub-network, the coarse segmentation probability images of the middle slices from the first sub-network were combined with the fine segmentation probability images from the second sub-network by  $1\times 1$  convolution to obtain the final segmentation. The 3 sub-networks were trained simultaneously. During the training, the energy functions of 3 sub-networks were optimized jointly, thereby obtaining a more accurate segmentation result. Finally, the results of pancreas segmentation were evaluated by DSC. **Results** CSNet achieve a DSC of  $(83.74\pm 5.27)\%$  on the independent test set. **Conclusion** CSNet can be used to accurately segment the pancreas in CT images.

**Keywords:** convolutional neural network; pancreas segmentation; deep supervision

**【收稿日期】**2020-01-23

**【基金项目】**国家自然科学基金(61731009,81771816)

**【作者介绍】**周芳芳, 硕士, 主要研究方向: 利用人工智能处理医学图像, E-mail: 705667955@qq.com

**【通信作者】**杨光, E-mail: gyang@phy.ecnu.edu.cn

## 前言

胰腺癌近年来在全球范围内呈上升趋势,难以治疗且死亡率很高<sup>[1]</sup>。精确的自动器官分割是定量评估和计算机辅助诊断的前提,但是胰腺体积小、个体差异性大、形状不规则、背景场的干扰很大,精确分割十分困难<sup>[2-3]</sup>。近年来,随着深度学习的发展,研究者们越来越多地使用自然图像语义分割模型来解决医学图像的分割任务<sup>[4]</sup>,如全卷积网络(FCN)<sup>[5]</sup>和UNet<sup>[6]</sup>。其中UNet通过跨层连接,其编码器进行特征提取时可以检测整个图像中目标组织的更多特征,且解码器进行特征融合时,可以获取到比FCN更精确的细节信息。在卷积神经网络中加入深度监督,能够减轻训练过程中潜在的梯度消失问题,且能够有效地提高模型性能<sup>[7-8]</sup>。

传统的图像分割,常常在二维图像上进行分割<sup>[9-10]</sup>,这种方法忽略了器官的3D信息,往往达不到最佳的效果,所以很多研究人员将整个三维图像作为输入<sup>[11-14]</sup>,这种方法对计算资源特别是GPU内存的要求很高,高内存消耗限制了网络的深度和特征图的个数,而这又恰恰是性能改进的两个关键性因素<sup>[15]</sup>。为解决上述问题,一些研究者开始尝试两步分割<sup>[10, 16-17]</sup>。例如,Zhou等<sup>[10]</sup>为减小背景区域的干扰,使用了先粗分割再细分割的方法。首先应用一个2D FCN对整个CT图像进行胰腺的粗分割,然后根据粗分割结果定位胰腺区域并对图像进行裁剪,得到包含胰腺区域的较小的图块,再将其输入另一个2D FCN对胰腺进行细分割。此方法在一定程度上减小了背景区域的干扰,提升了分割效果,但由于没有实现端到端的训练,因而容易失去全局信息,影响分割精度。Cai等<sup>[16]</sup>提出了一种端到端的堆叠的CNN-RNN分割模型,其训练过程是首先对2D CNN进行胰腺分割的预训练,然后用训练好的CNN对多层相邻的胰腺区域进行分割,再将分割结果输入RNN,RNN通过整合其相邻层的信息,进一步得到精确平滑的分割结果。此方法对于胰腺的分割精度有明显的提升效果,但是需要对CNN进行预训练。Yu等<sup>[17]</sup>利用两个级联的2D FCN对胰腺进行分割。首先用一个FCN对整个CT图像进行胰腺区域的分割,得到一个粗分割概率图,然后将粗分割概率图通过一个显著性转换模块将其转换成空间权重,与原图相乘得到一个包含粗分割信息的图像,接着根据粗分割概率图将此图像裁剪成包含胰腺区域的较小的图像,然后输入另一个FCN进行细分割,最后对粗分割和细分割的网络的能量函数进行联合优化。

本文提出了一种结合概率图的2.5D级联深度监督UNet分割模型。此网络利用两个深度监督UNet分别进行粗分割与细分割,且将粗分割结果与细分割结果通过一个简单的卷积进行概率融合。训练时通过联合优化这3个部分的能量函数,使3个部分的分割结果相互纠正,进一步提升了分割效果。

## 1 材料与方法

### 1.1 实验数据与计算机工作平台

本实验使用美国国立卫生研究院(NIH)的胰腺分割公开数据集(<https://wiki.cancerimagingarchive.net/display/Public/Pancreas-CT>),数据集中包含对82名被试者进行腹部对比增强3D CT扫描(门静脉静脉造影注射后约70 s)。CT扫描图像大小为 $512 \times 512 \times L$ ,且 $L \in [181, 466]$ ,其空间分辨率为1.5~2.5 mm,采用飞利浦和西门子MDCT扫描仪(120 kVp管电压)。进行本实验的硬件系统包含两颗INTEL至强E5 2678 V3 CPU,64 G内存,4块TITAN XP显卡;软件系统使用Ubuntu Server 16.04操作系统,CUDA9.0和cuDNN7.0,以及TensorFlow1.13.1深度学习框架。

### 1.2 数据预处理

将此82例CT数据随机分成训练集(56例)、验证集(9例)和测试集(17例)。数据预处理的流程为:(1)挑选含有胰腺的层和随机在胰腺边缘20层内选取8层图像作为训练数据集;(2)将原图结合其自身相邻的上两层和下两层图像变成5层图像 $I_i(i=2, \dots, n-2)$ ,其中 $n$ 为每例CT数据中图像的层数)作为输入;(3)训练过程中,对训练数据在层内随机进行 $5^\circ$ 以内的旋转、形变系数0.1以内的拉伸和5个像素内的平移操作来进行数据扩增;(4)最后将数据的像素值截断在 $[-100, 240]$ 之间,并进行标准化,即减均值并除以标准差。

### 1.3 训练网络

**1.3.1 训练过程** 对提出的CSNet,即2.5D级联深度监督UNet网络进行训练,得到胰腺的分割模型。训练时使用Adam优化器,初始学习速率设置为0.001,迭代次数设为15 000,同时设置当验证集能量函数输出的能量值在1 000次迭代中不再下降时,整个网络训练过程自动停止,每次迭代随机输入网络的样本数为6。

CSNet模型训练流程图如图1所示。首先,将经过数据预处理的图像[5层邻近的原始图像 $I_{i-2}, I_{i-1}, I_i, I_{i+1}, I_{i+2}$ ,其中 $i$ 代表第 $i$ 层,结合而成3层的图像 $(I_{i-2}, I_{i-1}, I_i)$ 、 $(I_{i-1}, I_i, I_{i+1})$ 和 $(I_i, I_{i+1}, I_{i+2})$ ]输入到CSNet的第1个深度监督UNet网络SNet1中,得到中

间3层对应的粗分割概率图( $P_{c(i-1)}, P_{ci}, P_{c(i+1)}$ );然后将概率图 $P_{c(i-1)}, P_{c(i+1)}$ 与原始图像 $I_i$ 相结合(按 $P_{c(i-1)}, I_i, P_{c(i+1)}$ 的顺序结合)输入到第2个UNet网络SNet2中,得到对应图像 $I_i$ 的精细分割结果 $P_{fi}$ 。最后粗分割概率图 $P_{ci}$ 与精细分割概率图 $P_{fi}$ 结合输入到只含有1层卷积核为 $1 \times 1$ 的卷积层的概率融合网络Fuse中,进行概率融合,得到最终输出结果。图1中的SNet的结构如图2所示。网络由4层下采和4层

上采组成,网络的第1层特征数为32,卷积层中的卷积核为 $3 \times 3$ ,步长为1,池化层采用最大池化,步长为2,且每一次用激活函数Relu激活之前,均先对卷积的输出做归一化。对于深度监督部分,第1层卷积核为 $5 \times 5$ ,第2层卷积核为 $3 \times 3$ ,不同的卷积核大小便于提取不同的特征。最后一层卷积核为 $1 \times 1$ ,主要是为了在实现跨通道的交互及信息整合的同时降维。

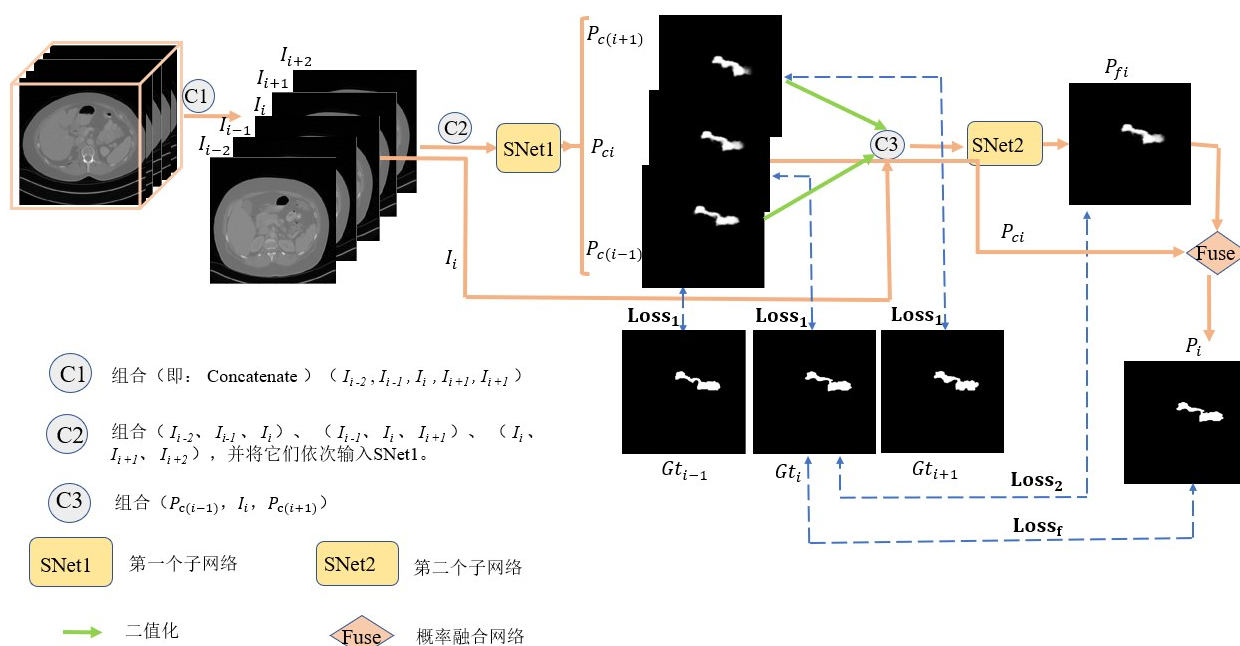


图1 CSNet流程图  
Fig.1 Flow chart of CSNet

$I_i$ 表示第 $i$ 层的原始图像; $P_{ci}$ 代表第1个子网络SNet1输出的概率图,即对第 $i$ 层图像中胰腺的粗分割; $P_{fi}$ 代表第2个子网络SNet2输出的概率图,即对第 $i$ 层图像中胰腺的精准分割; $P_{fi}$ 代表2个子网络输出概率融合后的结果; $Gt_i$ 代表第 $i$ 层胰腺区域的金标准; $Loss_1$ 、 $Loss_2$ 和 $Loss_f$ 分别代表粗分割、精细分割和概率融合后的能量函数

本文使用的基本能量函数为交叉熵,如方程式(1)所示, $L$ 表示能量值, $y^{(i)}$ 代表金标准图的数据, $\hat{y}^{(i)}$ 表示预测概率图数据。

$$L = \sum_{i=1}^N y^{(i)} \log \hat{y}^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \log (1 - \hat{y}^{(i)}) \quad (1)$$

为了得到更好的分割结果,本文对能量函数进行了联合优化,即两个子网络和概率融合后的输出均与金标准做交叉熵,集成在一个能量函数中,但对3个函数设置不同的权重。因为网络的目标是分割输入样本的中间层的胰腺,所以为SNet2和概率融合网络的交叉熵函数设置更大的权重。参考Yu等<sup>[18]</sup>和Xie等<sup>[19]</sup>的研究结果,以及自己的实验,遍历 $\lambda = [1, 2, 3, 4]$ ,最后经实验 $\lambda = 2$ ,模型表现最好。如方程式(2)所示:

$$Loss = Loss_1 + \lambda \times (Loss_2 + Loss_f) \quad (2)$$

其中Loss代表整个CSNet网络的总的能量函数, $Loss_1$ 是第1个子网络SNet1的输出与其金标准的交叉熵, $Loss_2$ 是第2个子网络SNet2的输出与金标准的交叉熵, $Loss_f$ 是概率融合网络的输出与金标准的交叉熵。SNet1和SNet2两个子网络的 $Loss_j(j=1, 2)$ 中,包含了 $l_m$ 和 $l_s$ ,如图2所示。

**1.3.2 预测过程** 第一步,将预处理过的测试集数据,输入分割模型进行预测。对网络输出的分割概率图,设置阈值 $P=0.45$ ,得到二值图。第二步,因为胰腺在三维空间上是一个整体,所以将分割的结果重组成三维图像,取其最大连通区域,得到最终分割的胰腺区域。测试时分割每例胰腺数据平均用时约50 s。

### 1.3 评价指标

本文使用2017LiTS挑战赛评估体系中的5种评价指标戴斯相似性系数(Dice Similarity Coefficients,



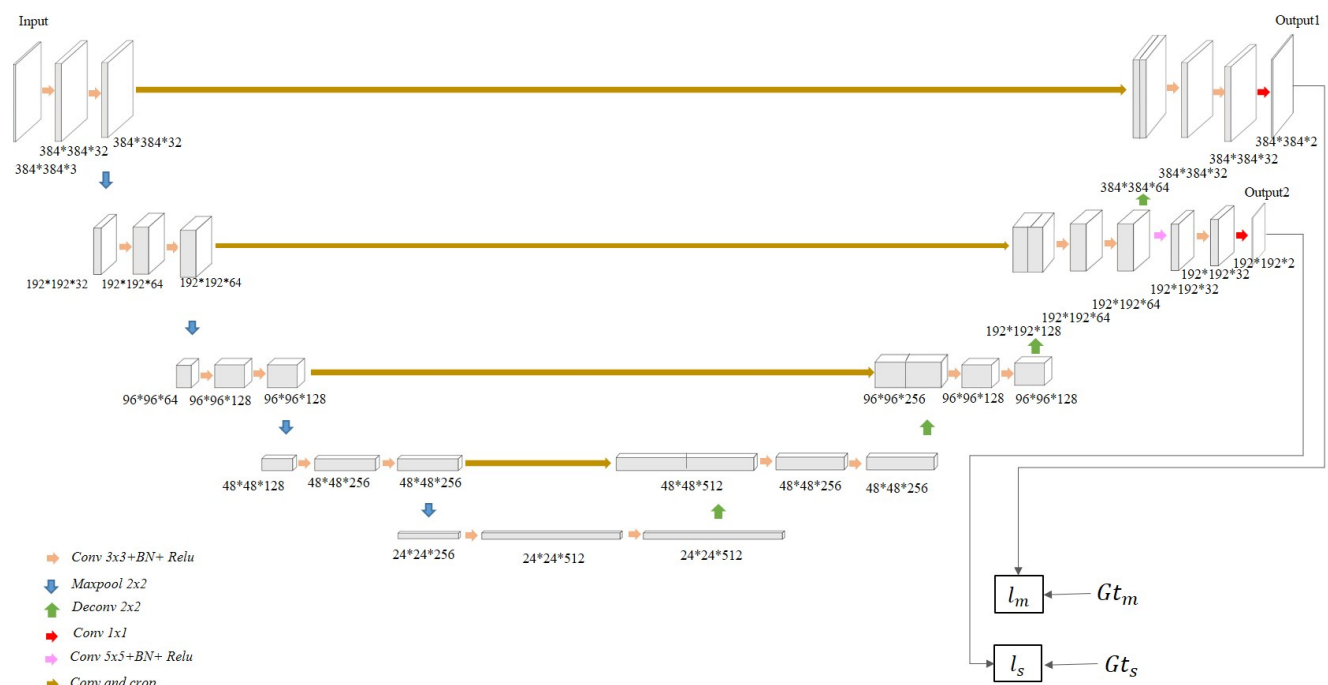


图2 2.5D深度监督UNet网络SNet的结构

Fig.2 2.5D deep supervision UNet used for sub-networks

Input代表输入图像;Output1和Output2代表两个大小不同的输出概率图; $Gt_m$ 和 $Gt_s$ 分别代表Output1和Output2所对应的金标准; $l_m$ 和 $l_s$ 分别代表网络主体部分和多监督部分的交叉熵函数

DSC)、精确率(Precision)、召回率(Recall)、体素重叠误差(Volumetric Overlap Error, VOE)、体素相对误差(Relative Volume Difference, RVD)对分割模型进行评估。

## 2 结果

### 2.1 对胰腺分割的视觉结果

图3展示了分割模型对测试集中1例数据的部分分割结果。每一行包括了同一例测试数据中不同层的分割结果。从不同层中分割结果中的DSC值变化可以看出,分割模型对胰腺中央层的分割结果优于边缘层;图3中的第1列代表CSNet分割模型中子网络SNet1的分割结果;第2列代表子网络SNet2的分割结果;第3列代表整个网络的分割结果。从第1列和第2列图中的箭头处可以看出,第2个子网络SNet2和最后概率融合后的分割结果,相比于第1个子网络SNet1的分割结果都有明显提升,说明在训练分割网络时加入概率图,能够明显地改善分割效果。从第3列图中的箭头所指的区域可以看出,SNet1的分割结果效果要优于SNet2;SNet2的分割结果在左边箭头所指的地方,分割效果要优于SNet1,而将两者概率融合后,在两个箭头处,取长补短,都达到了更优结果。

### 2.2 对胰腺分割的量化评估结果

为评价本文网络的分割效能,使用DSC、精确

率、召回率、VOE和RVD作为评价指标,在17个测试集上对2D UNet、2.5D UNet(图2的网络结构中去掉深度监督层后的网络模型)、深度监督2.5D UNet即SNet(图2的网络模型)和CSNet进行了比较。结果见表1,其中DSC、精确率和召回率值越接近于1,VOE和RVD值越接近于0,证明分割模型性能越好。由表1可以看出,本文模型在评价指标DSC、召回率和VOE上,表现优于其它UNet模型,但在精确率和RVD上与其他模型相近。

## 3 讨论

### 3.1 视觉效果

从图3可以看出,CSNet对胰腺中央层的分割效果优于边缘。由于中央层中的胰腺结构与相邻层更相似,因此在结合了相邻层的粗分割结果后,分割模型能够利用相邻层的分割结果对当前层的胰腺区域进行约束,取得更好的分割结果。对于胰腺的边缘层,由于邻接层可能不包含胰腺,或者胰腺区域较小,所以相邻层信息的帮助就没这么大。但是从图3中箭头处可以看出,不论是中间层还是边缘层,与SNet1和SNet2相比,CSNet网络对于胰腺边界模糊区域的分割都取得了更好的效果。

### 3.2 量化评估

从实验结果中的表1可以看出,本文提出的CSNet

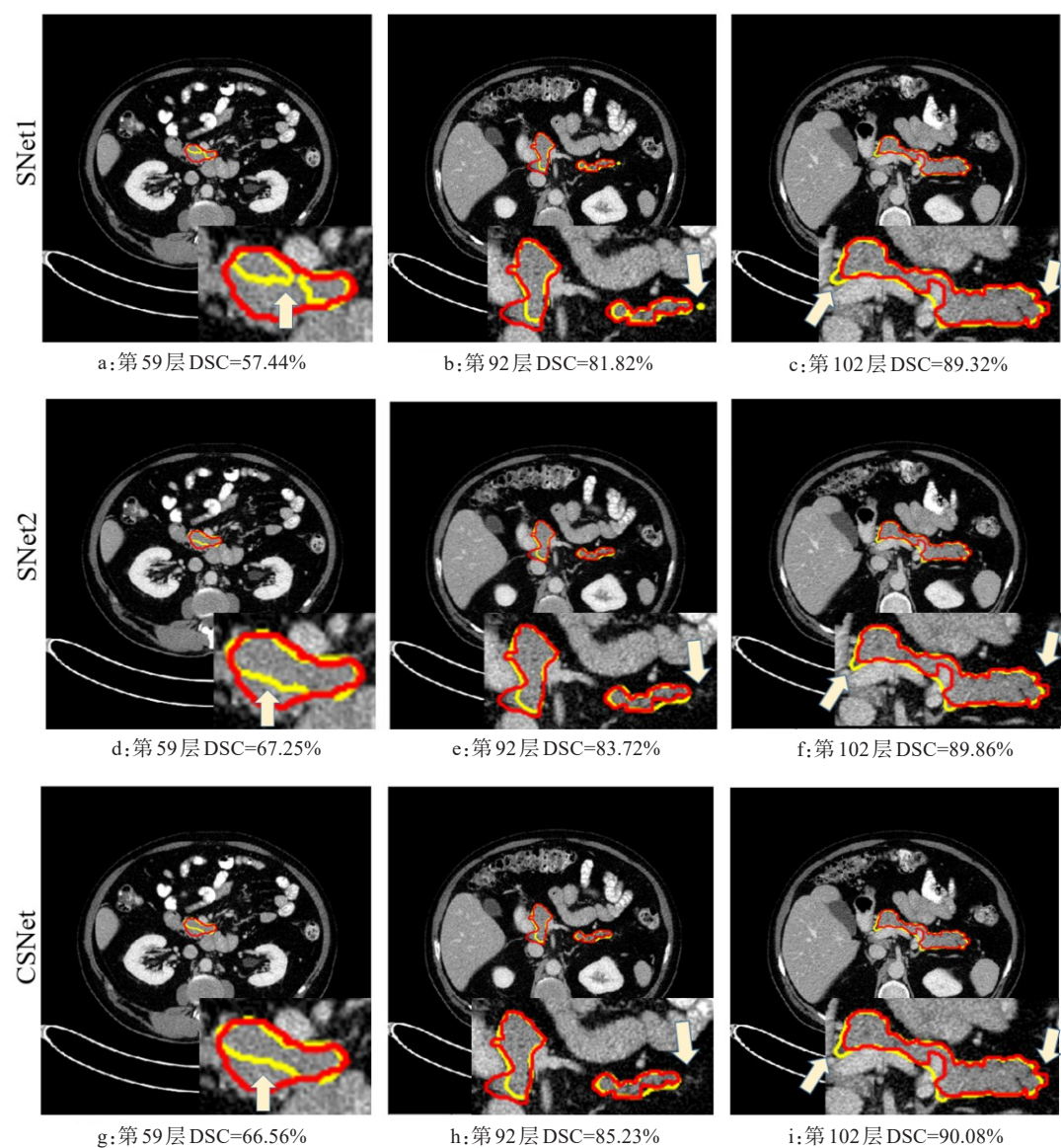


图3 测试集中1例第59、92、102层的测试结果

Fig.3 Test results for the 59th, 92nd and 102nd slices in one case from test set

第1行是经过网络SNNet1后的分割结果,第2行是经过网络SNNet2后的分割结果,第3行是将网络SNNet1与SNNet2输出的概率融合后的结果。其中红色和黄色分别代表金标准和网络的输出结果

表 1 不同分割模型在 DSC、VOE、RVD、精确率和召回率上的评价结果( $\bar{x} \pm s, \%$ )

Tab.1 Evaluation of DCS, VOE, RVD, precision rate and recall rate of different segmentation models ( <i>Mean</i> ± <i>SD</i> , %)					
模型	DSC	精确率	召回率	VOE	RVD
2D UNet	76.17±8.98	89.00±5.82	68.39±14.37	37.66±11.57	23.89±16.99
2.5D UNet	80.35±6.35	80.89±5.77	81.50±12.64	32.39±8.71	15.93±11.44
SNet	82.23±5.17	82.27±6.67	83.02±8.14	29.86±7.35	9.49±9.74
SNNet1	83.15±5.30	82.56±7.11	85.24±8.77	28.19±7.54	12.26±10.24
SNNet2	83.67±5.24	82.48±7.48	86.01±8.62	27.73±7.51	13.44±9.93
CSNet	83.74±5.27	82.82±7.32	85.78±8.71	27.62±7.56	12.83±9.99

在 5 个评价指标上都取得了较好的结果。2.5D UNet 网络模型的分割结果优于 2D UNet,这是因为 2.5D 的输入更有效地利用了胰腺三维结构信息;深度监督 2.5D UNet

网络模型 SNet 是在特征组合时,在最后一次反卷积之前加一个深度监督层,通过下采样层的监督,使网络能够保留更多的结构信息;同时,在深度监督层上使用与

主网络不同大小的卷积核(图2),这样能够得到不同视野的组合特征,从而利用更多的细节信息<sup>[19-20]</sup>,最终获得比2.5D UNet更好的分割结果。CSNet及其两个子网络SNet1和SNet2的分割结果均优于其余传统的UNet分割模型,即使相比于单独的深度监督2.5D UNet网络模型SNet,也明显有很大提升。在训练过程中,同时训练两个子网络和概率融合网络,对3个部分的能量函数进行联合优化,与只训练最后的概率融合结果相比,这样的训练方式使3个部分在各自优化的同时可以相互促进,而又不会因为只注重全局优化而失去能够进一步整个网络的分割结果的细节信息。

从表1中最后3行可以看出,CSNet的分割结果在多数评价标准上,优于两个子网络的分割结果。这是因为SNet1与SNet2输出的概率图所包含的信息并不完全相同,当进行概率融合时,通过对卷积核权重的优化就可以保留两者中有利于分割的信息。最终使得CSNet的分割结果优于粗分割网络SNet1和细分割网络SNet2。

### 3.3 本文工作的局限与展望

本文的研究工作可以从几个方面进行改进:(1)本实验只使用NIH数据集中的82例腹部CT数据训练网络,数据来源单一;(2)本实验的数据预处理中,为了减小周围背景区域的影响,简单裁剪图像的中央部分输入网络,未来的工作中可以尝试与目标检测网络进行联合,先检测再分割;(3)实验过程中,输入网络中的只是5层图像,损失了胰腺的全局特征,使模型对于胰腺边缘的分割效果并不是很好,且对于边界模糊区域不能做出精准判断。未来我们会尝试在CSNet网络中加入注意力机制或者与RNN联合使用,进一步提高分割效果,且收集更多不同机构的数据进行研究。

## 4 结 论

本文提出一种结合概率图的深度监督的2.5D UNet网络模型(CSNet)对胰腺进行分割,实验表明此方法优于传统的UNet分割方法,DSC值为 $(83.74 \pm 5.27)\%$ 。后续工作将尝试将此分割模型推广到其他组织器官的分割中。

## 【参考文献】

- [1] ITO M, MAKINO N, UENO Y. Glucose intolerance and the risk of pancreatic cancer[J]. *Trans Gastrointest Cancer*, 2013, 2(4): 223-229.
- [2] FARAG A, LU L, ROTH H R, et al. A bottom-up approach for pancreas segmentation using cascaded superpixels and (deep) image patch labeling [J]. *IEEE Trans Image Proc*, 2015, 26(1): 386-399.
- [3] KARASAWA K, ODA M, KITASAKA T, et al. Multi-atlas pancreas segmentation: atlas selection based on vessel structure[J]. *Med Image Anal*, 2017, 39: 18-28.

- [4] LIU X, DENG Z, YANG Y. Recent progress in semantic image segmentation[J]. *Artif Intell Rev*, 2019, 52(2): 1089-1106.
- [5] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 2014, 39(4): 640-651.
- [6] 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*. Cham: Springer, 2015: 234-241.
- [7] LEE C Y, XIE S, GALLAGHER P, et al. Deeply-supervised nets[C]//*Artificial Intelligence and Statistics*. 2015: 562-570.
- [8] ZENG G, ZHENG G. Multi-stream 3D FCN with multi-scale deep supervision for multi-modality isointense infant brain MR image segmentation[C]. 2018: 136-140.
- [9] DOU Q, CHEN H, JIN Y, et al. 3D deeply supervised network for automatic liver segmentation from CT volumes [C]//*International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Cham: Springer, 2016: 149-157.
- [10] ZHOU Y, XIE L, SHEN W, et al. A fixed-point model for pancreas segmentation in abdominal CT scans[C]//*International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Cham: Springer, 2017: 693-701.
- [11] ÇİÇEK Ö, ABDULKADIR A, LIENKAMP S S, et al. 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation[C]//*International Conference On Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Cham: Springer, 2016: 424-432.
- [12] ROTH H R, ODA M, SHIMIZU N, et al. Towards dense volumetric pancreas segmentation in CT using 3D fully convolutional networks [C]//*Medical Imaging 2018: Image Processing*. International Society for Optics and Photonics, 2018: 105740B.
- [13] ODA M, SHIMIZU N, ROTH H R, et al. 3D FCN feature driven regression forest-based pancreas localization and segmentation[C]//*Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support*. Cham: Springer, 2017: 222-230.
- [14] CHRIST P F, ELSHAER M E, ETTLINGER F, et al. Automatic liver and lesion segmentation in CT using cascaded fully convolutional neural networks and 3D conditional random fields[C]//*International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Cham: Springer, 2016: 415-423.
- [15] SONG M, HU Y, CHEN H, et al. Towards pervasive and user satisfactory CNN across GPU microarchitectures [C]//*2017 IEEE International Symposium on High Performance Computer Architecture (HPCA)*. IEEE, 2017: 1-12.
- [16] CAI J, LU L, XING F, et al. Pancreas segmentation in CT and MRI via task-specific network design and recurrent neural contextual learning [C]//*Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Medical Imaging and Clinical Informatics*. Cham: Springer, 2019: 3-21.
- [17] YU Q, XIE L, WANG Y, et al. Recurrent saliency transformation network: Incorporating multi-stage visual cues for small organ segmentation[C]//*Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2018: 8280-8289.
- [18] XIE S, TU Z. Holistically-nested edge detection[J]. *Int J Comput Vision*, 2015, 125(1-3): 3-18.
- [19] ROTH H R, LU L, LAY A, et al. Spatial aggregation of holistically-nested convolutional neural networks for automated pancreas localization and segmentation[J]. *Med Image Anal*, 2018, 45: 94-107.
- [20] FU M, WU W, HONG X, et al. Hierarchical combinatorial deep learning architecture for pancreas segmentation of medical computed tomography cancer images[J]. *BMC Syst Biol*, 2018, 12(S4): 56.

(编辑:黄开颜)