



计算机工程与科学  
Computer Engineering & Science  
ISSN 1007-130X, CN 43-1258/TP

## 《计算机工程与科学》网络首发论文

题目: 基于改进卷积神经网络的腹部动脉血管分割  
作者: 纪玲玉, 高永彬, 蔡清萍, 卫子然, 廖薇  
网络首发日期: 2020-10-14  
引用格式: 纪玲玉, 高永彬, 蔡清萍, 卫子然, 廖薇. 基于改进卷积神经网络的腹部动脉血管分割[J/OL]. 计算机工程与科学.  
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/43.1258.TP.20201013.1530.004.html>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

# 基于改进卷积神经网络的腹部动脉血管分割

纪玲玉<sup>1</sup>, 高永彬<sup>1\*</sup>, 蔡清萍<sup>2</sup>, 卫子然<sup>2</sup>, 廖薇<sup>1</sup>

<sup>1</sup> (上海工程技术大学, 电子电气工程学院, 上海 201620)

<sup>2</sup> (上海长征医院, 军医普通外科, 上海 200003)

**摘 要:** 腹部动脉血管分割对于胃癌淋巴结的转移和肝动脉变异类型的判断至关重要。针对腹部动脉血管分割精度低, 易断裂等问题, 提出一种改进卷积网络架构的腹部动脉分割方法。卷积网络的编码部分使用带有卷积注意的预训练模块(resnet34), 避免梯度消失和更好的获取图片的特征信息。为了扩大感受野和聚集多尺度特征信息, 提出了一种新的多尺度特征融合模块。此外, 动脉血管的边缘结构信息的学习至关重要, 引入注意力导向滤波作为信息扩展路径, 使输出特征更加结构化, 提升血管分割的精度。所提方法在腹部动脉血管分割上进行性能评估, 实验结果表明, 与基础网络 U-Net 相比, 所提方法在灵敏度和交并比上分别提升了 2.84% 和 1.19%。与 CE-Net 网络相比, 在灵敏度和交并比上分别提升了 1.34% 和 1.61%。

**关键词:** 腹部动脉血管分割; 卷积神经网络; 注意力导向滤波; 迁移学习

中图分类号 TP391 文献标志码: A

## Abdominal Artery Segmentation Based on Improved Convolutional Neural Network

Ji Lingyu<sup>1</sup>, Gao Yongbin<sup>1</sup>, Cai Qingping<sup>2</sup>, Wei Ziran<sup>2</sup>, Liao Wei<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Electronic and Electrical Engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620)

<sup>2</sup>(Changzheng Hospital, General surgery of military medicine, Shanghai 200003, China)

**Abstract:** Abdominal artery segmentation is an essential task for the diagnosis of gastric cancer lymph node metastasis and the judgment of hepatic artery variant type. In order to solve the problems of low segmentation accuracy and easy fracture of abdominal artery, we propose an abdominal artery segmentation method based on improved convolutional neural network. A pre-training module (resnet34) with convolutional attention is employed in encoding part of convolutional network to avoid the disappearance of gradients and better obtain the feature information of the images. In order to expand the receptive field and gather multi-scale feature information, a new multi-scale feature fusion module is proposed. In addition, the learning of the edge structure information of arteries is very significant. Attention guide filtering is introduced as the information expansion path to make the output features more structured and improve the accuracy of vascular segmentation. The proposed method is used to evaluate the performance of the abdominal artery segmentation. The experimental results show that compared with the basic network U-Net, the sensitivity and intersection-over-union (IOU) of the proposed method are increased by 2.84% and 1.19%, respectively. Compared with the network CE-Net, the sensitivity and IOU are improved by 1.34% and 1.61%, respectively.

**Key words:** abdominal artery segmentation; convolutional neural network; attention guided filtering; transfer learning

## 1 引言

腹部动脉血管分割对腹部恶性肿瘤患者的术前

规划有着重要的意义。例如, 胃癌和肝癌是我国最常见的肿瘤, 发病率和死亡率较高。胃癌的诊断在很大程度上取决于淋巴结转移, 然而, 淋巴结的位

基金项目: 上海市科委重点项目(18411952800), 上海工程技术大学协同创新基金资助项目(0232-E2-6202-19-022)

通讯地址: 上海工程技术大学电子电气工程学院, 201620

Address: Shanghai University of Engineering Science, 201620

置与腹主动脉血管密切相关。根据胃癌国际标准分期系统 TNM 的 N 分期, 医学上七、八、九组淋巴结位于动脉血管附近, 主要分布于胃左动脉、肝总动脉和脾动脉。精准的血管分割有助于判断受累淋巴结与动脉血管结构间的解剖关系, 以及是否有侵犯等情况。此外, 在肝动脉解剖及变异的解剖学研究中, 准确的动脉血管分割更容易观察到各种变异类型, 为临床肝肿瘤切除、肝移植及介入治疗提供了重要参考。

近年来, 针对腹部血管分割的研究方法主要是传统方法, 深度学习研究甚少。例如, Gao 等<sup>[1]</sup>利用三维区域生长法提取粗血管, 然后采用连通域索引面积的计数来提取细血管。Dong 等<sup>[2]</sup>利用水平集的方法进行腹部血管分割。Sun 等<sup>[3]</sup>采用对称区域生长法与 LBF 模型相结合提高腹部血管三维分割的精度。然而, 传统方法过多的依赖于先验知识, 特征设计具有局限性, 很难提高分割准确率。随着卷积神经网络在语义分割方面广泛应用, 目前深度学习的方法逐渐应用到医学图像分割领域。最常用的卷积网络主要有全卷积神经网络<sup>[4]</sup>(FCN), U-Net<sup>[5]</sup>, V-Net<sup>[6]</sup>等。基于卷积神经网络的血管分割算法具有非常优秀的图像特征提取性能, 在血管图像分割中取得重要的突破, 分割精度和性能也超过传统算法。然而深度学习训练网络时需要大量的数据集, 由于医疗数据非常珍贵, 大部分医学训练数据都是小样本。如何使医学小数据也能得到很好的训练效果, 文献[5]提出了 U-Net 网络, 该网络是基于像素级的语义分割网络, 对于医学图像等小数据集的图像具有较好的分割性能。U-Net 网络在编码器和解码器的特征图之间可能存在语义差距。因此, 文献[7]在 U-Net 的跳跃连接处加入了一系列卷积层, 减少编码和解码的特征图之间的语义差距。Multi-ResUNet 网络<sup>[8]</sup>是在 U-Net 网络的跳跃链接处加入了一系列带有残差的卷积层来传递编码器特征, 并且将卷积层替换为类似于 Inception 的模块, 有助于从不同目标大小的图像中学习特征信息。随后, Zhou<sup>[9]</sup>等利用密集型条件随机场模型和滤波器提升微小血管分割, 较好地解决了微血管分割不足的问题, 但仍存在部分微血管断裂现象。Orlando 等<sup>[10]</sup>将密集型 CRF 模型与 CNN 相结合应用于血管分割, 提升微小血管分割精度, 但存在病灶误分割的现象。为了更好的关注目标区域和抑制无关区域, 注意力机制<sup>[11]</sup>被提出应用在医学图像分割中, 该模块能够生成一个门控信号, 用来控制不同空间位置特征的重要性。Zhang 等<sup>[12]</sup>在 M-Net<sup>[13]</sup>的基础上将注意力机制与导向滤波器进行结合, 来提高网络的分割性能。为了捕获图片上信息的时序性, 文献[14-15]利用带有长短时间记忆(LSTM)的图像序列算法分割医学图像, 该算法将医学图像的时序信息结合到分割任务中提升了目标分割性能。但是这些方法忽略

了全局上下文信息。在很多工作中, 融合不同尺度的特征是提高分割性能的一个重要手段。低层特征分辨率更高, 包含更多位置、细节信息。但是由于经过的卷积少, 其语义性更低, 噪声更多。高层特征具有更强的语义信息, 但是分辨率很低, 对细节的感知能力较差。如何将两者高效融合, 取其长处, 弃之糟粕, 是改善分割模型的关键。文献[16]利用全局上下文注意模块将低层和高层特征连接起来, 产生更具代表性的特征。同时利用挤压激励金字塔池模块增加感受野的大小和多尺度特征融合的能力。文献[17]利用级联式的空洞卷积和空间金字塔池来捕获更大的感受野, 提取高层特征信息。

在医学图像分割中, CT 图像相比于普通 2D 图像存在许多难点。相邻器官在 CT 影像上的空间界限很难确认, 各组织间黏连的情况复杂。而且经过造影剂进行增强的血管和骨骼灰度值相近, 很难区分。本研究提出一种联合网络架构提升动脉血管的分割精度。首先采用带有卷积注意模块的预训练 resnet34 代替 U-Net 前四层编码部分。与之前的 resnet34<sup>[18]</sup>相比, 该方法在两层卷积层中加入卷积注意模块(Convolutional Block Attention Module, CBAM)<sup>[19]</sup>, 加快网络的收敛和更好的提取卷积层之间的特征信息。此外, 提出了新的多尺度特征融合模块(Multi-scale feature fusion module, MFF), 在增加感受野的同时, 获取不同感受野中有效的目标权重, 更好的捕获高层特征信息。血管分割中, 边缘结构信息的学习是理想分割的关键。利用注意力导向滤波作为结构敏感的扩展路径, 从已有的特征图中传输结构信息。注意力模块能够进一步排除噪声, 减少背景的负面影响, 有效的分割出细小分支血管。

## 2 方法设计

在卷积神经网络中, U-Net<sup>[5]</sup>是医学图像处理常用的网络架构, 但是大量实验证明对物体的分割精度不够高。由于腹部动脉 CT 图像上的血管特征不明显, 分割目标较小, 很难分割。本文提出了基于改进 U-Net 的上腹部 CT 动脉血管分割的方法, 提升动脉小分支血管的分割精度。网络的整体结构图如图 1 所示, 该网络架构包括卷积注意的预编码模块、多尺度特征融合模块(MFF)和注意力导向滤波模块。新融入的模块能够提升动脉血管分割精度, 解决分割边界模糊易断裂等问题。各模块的详细介绍主要包括, 2.1 节描述预编码的卷积注意模块, 解决小样本的同时更好的提取血管特征信息。2.2 节描述多尺度特征融合模块, 有效的提取高层特征信息。2.3 节描述注意力导向滤波, 关注血管边缘结构信息, 提升血管分割精度。

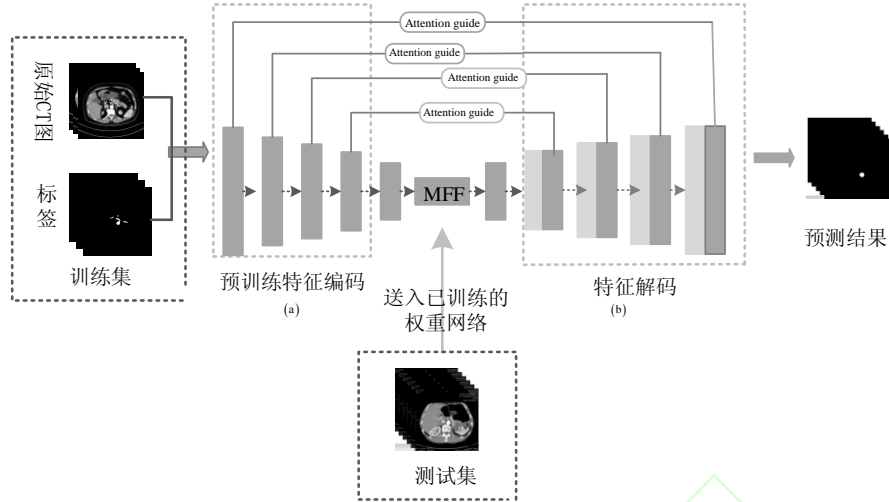


Figure 1 The overall network architecture; the basic network is U-Net [19], and the encoding part uses the pre-trained resnet34 module with convolutional attention. Attention guide is attention guided filtering, and MFF block is multi-scale feature fusion module.

图 1 整体网络架构图; 基础网络是 U-Net [5], 编码部分采用带有卷积注意的预训练 resnet34 模块, Attention guide 表示注意力导向滤波, MFF 表示多尺度特征融合模块。

## 2.1 带有卷积注意的预编码模块

随着卷积神经网络的发展, U-Net 被广泛的应用于医学图像分割。然而, 由于医学数据的稀有性, 以及网络训练的数据量少, 样本数据信息不足, 导致网络不易收敛, 分割精度不高。迁移学习是一种非常有用的方法, 可以在大多数情况下直接提高网络性能, 特别是在训练数据有限的情况下。在语义分割领域, 使用 ImageNet 预训练权重初始化编码器显示出很好的分割结果。本研究将预训练 resnet34 模块迁移到 U-Net 的编码部分, 并在 resnet34 每两个卷积之间加入卷积注意模块 (CBAM) [19], 构成卷积注意的预编码模块, 如图 2 所示。卷积注意模块可以更好的关注每个卷积所提取的有效特征, 抑制不必要特征。由于卷积运算通过将跨通道和空间信息混合在一起来提取信息特征, CBAM 模块就是用来强调这两个维度的有意义的特征: 通道维度和空间维度。CBMA 模块详细公式表示为

$$\begin{aligned} F' &= M_c(F) \otimes F \\ F'' &= M_s(F') \otimes F' \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $F$  是输入的特征图,  $F \in R^{C \times H \times W}$ ,  $\otimes$  表示逐元素相乘法,  $M_c \in R^{C \times 1 \times 1}$ ,  $M_c$  表示通道维度上的注意力提取,  $M_s \in R^{1 \times H \times W}$ ,  $M_s$  表示在空间维度上的注意力提取。

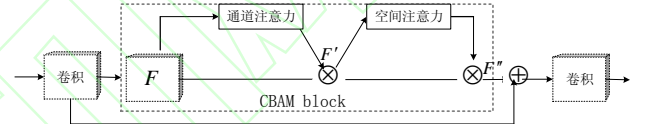


Figure 2 Convolution attention module in resnet34. The module consists of Res-block and CBAM. CBAM mainly consists of channel attention and spatial attention

图 2 resnet34 中的卷积注意模块。该模块有 Res-block 块和 CBAM 模块两部分组成, 其中 CBAM 模块主要有通道注意力和空间注意力构成

### 2.1.1 卷积注意模块的通道注意力

通道注意力模块的流程图如图 3 所示。由于特征图的每个通道都被视为特征检测器, 所以通道注意力模块利用特征的通道间关系, 关注给定输入图像的“什么”是有意义的, 生成通道注意力图。目前, 普遍采用平均池化来聚合空间信息, 用最大池化收集不同目标特征信息来进一步推断更精细的通道注意<sup>[19]</sup>。首先分别对特征图进行最大池化和平均池化, 生成两个一维注意力  $F_{avg}^c$  和  $F_{max}^c$ 。然后分别进行降低维度和升高维度的处理, 该步骤类似于 SE-Net<sup>[20]</sup>。最后对两个注意力图逐元素相加, 详细的公式如下:

$$\begin{aligned} M_c(F) &= \sigma(MLP(AvgPool(F)) + MLP(MaxPool(F))) \\ &= \sigma(W_1(W_0(F_{avg}^c)) + W_1(W_0(F_{max}^c))) \end{aligned} \quad (2)$$

其中:  $\sigma$  表示 sigmoid 函数,  $W_0 \in R^{\frac{C}{r} \times C}$ ,  $W_1 \in R^{C \times \frac{C}{r}}$ ,  $R$  是实数集,  $C$  是通道数,  $r$  是压缩率。



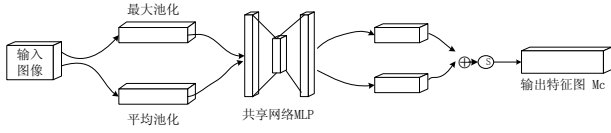


Figure 3 Channel attention map  
图3 通道注意力图

### 2.1.2 卷积注意模块的空间注意力

CBAM的空间注意力模块充分利用了特征图之间的空间关系,如图4所示。与通道注意力不同,空间注意主要关注特征图中有效信息部分的位置。计算空间注意力过程如下:首先在通道维度上对特征图分别进行最大池化和平均池化的操作,得到两个二维( $H \times W$ )的特征图  $F_{avg}^s \in R^{1 \times H \times W}$  和  $F_{max}^s \in R^{1 \times H \times W}$ 。然后经过拼接和一个  $7 \times 7$  卷积操作,得到二维注意力图。详细的公式表达如下:

$$M_s(F) = \sigma \left( f^{7 \times 7} \left( \left[ \text{AvgPool}(F); \text{MaxPool}(F) \right] \right) \right) \quad (3)$$

$$= \sigma \left( f^{7 \times 7} \left( \left[ F_{avg}^s; F_{max}^s \right] \right) \right)$$

其中:  $\sigma$  表示 sigmoid 函数。

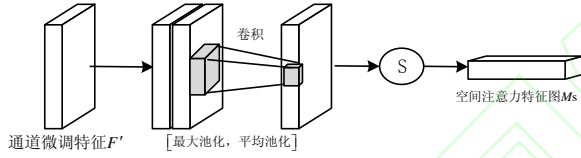


Figure 4 Spatial attention map. S is the sigmoid activation function

图4 空间注意力图, S 表示 sigmoid 激活函数

### 2.2 多尺度特征融合模块

卷积神经网络的各层特征对图像分析都有不同的作用。浅层提取的是粗糙的全局信息,有助于类别识别。深层提取的是高分辨率的细节信息,有助于生成精细的边界。这些特征全部融合能够更好的提升分割的准确率。然而,随着网络层的加深,导致图像的细节信息流失,特别是微血管目标区域小,更容易丢失信息。受文献[21]和文献[17]的启发,本文提出了新的多尺度特征融合模块(MFF)。该模块融入在网络瓶颈层去捕获高层特征信息,提升微血管的分割精度。通常,一张分割图像有不同大小的分割目标,大感受野大的卷积可以提取更抽象的特征信息,而小感受野的卷积能更好的分割小目标<sup>[17]</sup>。MFF 模块利用不同空洞率的空洞卷积,提取不同大小物体的特征信息。并且在不增加额外的参数的同时扩大感受野,并保留多尺度特征和细节信息<sup>[22]</sup>。该模块将每个带有空洞卷积的分支经过线性变换送入 sigmoid 激活函数,然后与输入特征元素相乘。最后,将具有不同大小的特征图的四个输出与原始图像进行融合。卷积核大小为  $3 \times 3$ , 空洞率

(dilation rate,  $r$ )从1到5奇数性的增加,如图5所示。

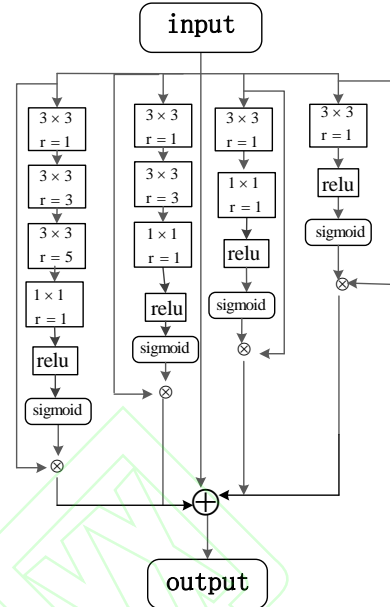


Figure 5 Multi scale feature fusion module  
图5 多尺度特征融合模块;

### 2.3 注意力导向滤波

近年来,尽管卷积神经网络能够很好地提取目标特征,但卷积和池化操作也滤掉了一些有用的边缘结构信息。边缘结构信息的学习对于动脉血管的分割至关重要。因此,本研究将注意力导向滤波(Attention Guided, AG)模块<sup>[12]</sup>融入网络作为一个额外的扩展路径。该模块通过对低分辨率特征映射和高分辨率特征映射进行滤波,从不同分辨率级别恢复空间信息和合并的结构信息<sup>[12]</sup>,如图6所示。实验证明,导向滤波器<sup>[23]</sup>具有良好的边缘保持和平滑特性。与双边滤波器<sup>[24]</sup>不同,它不受“梯度反演”的影响,具有较高的效率。此外,借助于引导图像,滤波器输出可以比输入更加结构化。导向滤波和图7 注意力模块的结合可以更好的传递特征图的边缘结构化信息,消除无关噪声的影响。注意力导向滤波有两个输入,滤波特征图  $O$  和导向特征图  $I$ , 输出是一个高分辨率的特征图  $\tilde{O}$ 。 $I_l$  是通过裁剪导向特征图而得到的低分辨率特征图,与特征滤波图  $O$  同样大小。最小化  $I_l$  和  $O$  之间的差异,得到  $A_l, B_l$  的系数,通过上采样  $A_l$  和  $B_l$  得到  $A_h, B_h$  的系数产生高分辨率图  $\tilde{O}$ 。导频滤波器的关键是导向图  $I$  和滤波输出  $\hat{O}_{ki}$  之间的局部线性模型。 $\hat{O}_{ki}$  是  $I$  在以像素  $k$  为中心和半径为  $r$  的窗口  $w_k$  中的线性变换:

$$\hat{O}_{ki} = a_k I_k + b_k, \forall i \in w_k. a_k, b_k \text{ 是在窗口 } w_k \text{ 中为常数的线性系数。}$$

为了确定系数  $a_k, b_k$ , 在窗口  $w_k$  中最小化  $O_i$  和  $\hat{O}_{ki}$  之间的差异:

$$\min_{a_k, b_k} E(a_k, b_k) := \sum_{i \in w_k} \left( T_i^2 (a_k I_i + b_k - O_i)^2 + \lambda a_k^2 \right) \quad (4)$$

其中:  $\lambda a_k^2$  是惩罚项,  $T_i$  是  $i$  位置上的注意力权重。公式 (4) 中的解如下:

$$a_k = \frac{T_i^2 I_i O_i - N_k \times \overline{X_i T_i I_i} \times \overline{T_i O_i}}{T_i^2 I_i^2 - N_k \times \overline{X_i T_i I_i} \times \overline{T_i I_i} + \lambda} \quad (5)$$

$$b_k = \frac{\overline{T_i O_i} - a_k \times \overline{T_i I_i}}{\overline{T_i}} \quad (6)$$

其中:  $N_k$  是  $w_k$  中的像素数,  $X_i = \frac{T_i}{\sum_{i \in w_k} T_i}$ ,  $\overline{(\cdot)}$  表示平均。

在计算每个窗口的线性系数时, 一个像素会被多个窗口包含。因此, 要具体求某一点的输出值时, 只需将所有包含该点的线性函数值平均。即对来自不同窗口的  $\hat{O}_{ki}$  的所有值进行平均以生成  $\hat{O}_i$ :

$$\hat{O}_i = \frac{1}{N_k} \sum_{k \in \Omega_i} a_k I_i + \frac{1}{N_k} \sum_{k \in \Omega_i} b_k = A_i * I_i + B_i \quad (7)$$

其中:  $\Omega_i$  是包括位置  $i$  在内的所有窗口的集合,  $*$  是元素乘法。最终的输出计算为  $\tilde{O} = A_n * I + B_n$ 。

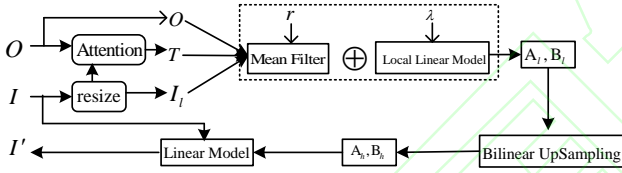


Figure 6 Attention guided filtering.  $O$  is the filter feature map,  $I$  is the guided feature map, attention feature map  $T$  is obtained through the attention module, the  $r$  and  $\lambda$  are hyperparameter, the  $A_i$  and  $B_i$  are calculated by the  $O, T, I_i$ ,

the  $\tilde{O}$  is the final high-resolution feature map

图6 注意力导向滤波图。  $O$  是滤波特征图,  $I$  是导向特征图,  $T$  是经过注意力模块得到的注意力特征图,  $r$  和  $\lambda$  是超参数,  $A_i, B_i$  经过  $O, T, I_i$  计算得到,  $\tilde{O}$  是最终的高分辨率特征图

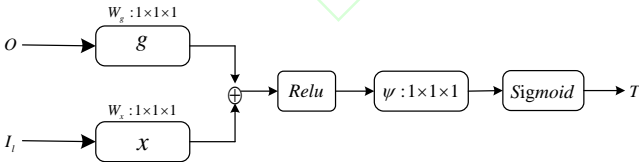


Figure 7 Attention block.  $O$  is the filtered feature map, and  $I_i$  is the resized map of the guided feature map.

图7 注意力模块。  $O$  是滤波特征图,  $I_i$  是导向特征图  $I$  经过裁剪后的特征图

## 2.4 损失函数

在深度学习中, 像素分类问题最常见的损失函数是交叉损失函数。然而, 医学图像的小目标分割如

微血管分割等, 交叉损失函数不是最优。骰子系数<sup>[25]</sup> (Dice coefficient, Dice) 是一种集合相似度量函数, 通常用于计算两个样本的相似度, 被广泛的应用在医学图像分割中, 对小目标和类别不均衡起到很好地作用。因此, 本文采用 Dice 和权重衰减函数作为损失函数:

$$L_{loss} = 1 - \sum_k \frac{2w_k \sum_i p(k, i) g(k, i)}{\sum_i p(k, i)^2 + \sum_i g(k, i)^2} + L_{reg} \quad (8)$$

其中:  $N$  是像素数,  $p(k, i) \in [0, 1]$  和  $g(k, i) \in \{0, 1\}$  表示相应的类别  $k$  预测的概率和金标准。  $K$  是类别数,  $L_{reg}$ <sup>[26]</sup> 是权重衰减函数, 用来防止过拟合。

## 3 实验结果和分析

### 3.1 实验数据

本文实验采用的 CT 原图像数据来源于上海市长征医院。一共有 21 个病例 603 张图片, 图片大小是  $512 \times 512$ 。每一个数据都包含了人体的整个腹部区域, 并且都是经过血管造影剂进行增强扫描后成像。我们选择血管的门脉期的图像作为数据集, 此期每个病人的 CT 包括 40–50 张切片, 对每个病人选取了大约有效的 30 张切片。为了便于本实验, 本文将原 CT 图像转换成了二维图像。本文使用了 16 个病人大约 480 张图片作为训练集, 训练网络权重。其余 5 个病人的 150 张图片作为测试集, 评估网络性能。关于本文使用的实验数据分割结果的金标准, 是由多个专家对 CT 原数据图像进行多次人工标记得到的平均结果。标注的血管主要是肝左动脉、胃左动脉以及脾动脉的血管, 在上腹部 CT 中, 本研究只关注此区域血管, 便于后续对胃癌淋巴结和肝动脉变异类型的研究。图 8 显示了不同病人动脉血管在 CT 图像上的表现。

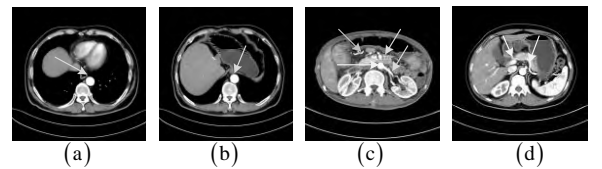


Figure 8 CT vascular images of different patients. (a) and (b) arrows point to the aorta (c) and (d) arrows point to the aorta and artery

图8 不同病人在 CT 图像血管表现, (a) 和 (b) 箭头指向主动脉 (c) 和 (d) 箭头指向主动脉和动脉。

### 3.2 实验环境

本研究在 pytorch 平台使用 python3 编程语言来进行实验, 训练和测试平台是带有单个 NVIDIA GPU (Nvidia GTX\_1080Ti) 的 Ubuntu 16.04 系统。选用 Adam<sup>[27]</sup> 优化器对网络中的权重和偏值参数进行优化, batch\_size 设置为 1, epoch 设置为 300。

### 3.3 实验评估

本文采用灵敏度(sensitivity, Sen)、交并比(intersection-over-union, IOU)和 ROC 曲线下的面积(AUC)作为网络性能评估指标。灵敏度(Sen)表示正确分类血管像素占真实血管像素的百分比; IOU 表示预测结果与金标准的窗口的交叠率。ROC(receiver operating characteristic)曲线是一种重要衡量血管分割结果综合性能的标准, 其横轴是假阳性率, 纵轴是真阳性率, 反映不同阈值下二者的变化趋势, 其值越大说明算法的分割性能鲁棒性越优异。其计算公式如下所示:

$$\text{Sen} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (9)$$

$$\text{IOU} = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (10)$$

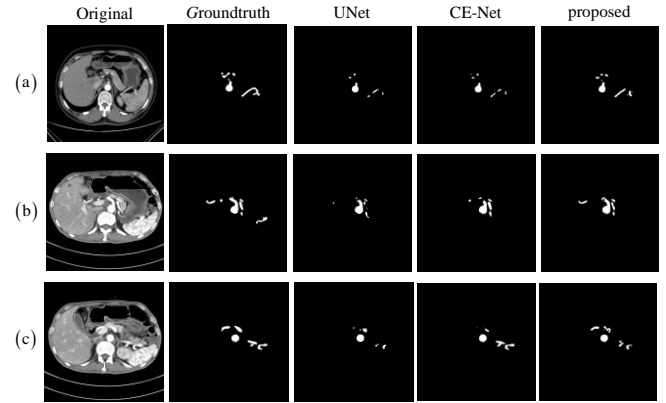
其中: TP、FN 分别表示真阳性、假阴性。A 表示预测结果, B 表示金标准(ground-truth)。

表 1 显示了不同方法在腹部动脉血管分割结果, 从表中看出, 本文所提方法在 Sen、AUC 和 IOU 上均有提升。相比于基础网络 U-Net<sup>[5]</sup>, 所提方法在 Sen、AUC 和 IOU 上分别提升了 2.84%、1.41% 和 1.19%。与网络 CE-Net<sup>[17]</sup> 相比, 在 Sen、AUC 和 IOU 上也分别提升了 1.34%、0.66% 和 1.61%。与网络 AG-Net<sup>[12]</sup> 相比, Sen 提升了 1.31%, AUC 提升了 1.15%, IOU 提升了 1.45%。如图 9 显示了不同方法分割的可视化结果。本文选择三个不同病人, 用 a、b、c 表示。尽管几种方法对于动脉血管均有漏分(是血管的部分没有分割出来)和过多分割(不是血管当作血管分割)的现象, 与其他方法相比, 从图中可以直观的看出所提方法对血管分割更加连续, 重叠度更高。

**Table 1 Quantitative comparison of the abdominal artery vascular segmentation**

表 1 不同方法在腹部动脉血管分割定量表示

Methods	Sen	AUC	IOU
M-Net	0.5459	0.9863	0.4346
U-Net	0.8548	0.9272	0.7984
CE-Net	0.8698	0.9347	0.7942
AG-Net	0.8701	0.9298	0.7968
proposed	0.8832	0.9413	0.8103



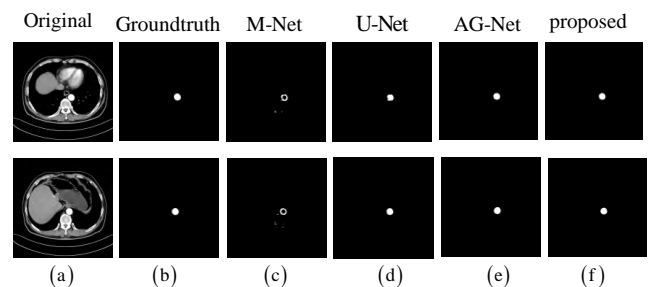
**Figure 9 Different methods and different patients' arterial segmentation results.** (a), (b), (c) means three different patients  
图 9 不同方法不同病人动脉血管分割结果对比。(a)、(b)、(c) 表示三个不同的病人。

为了说明主动脉和动脉血管在分割难度上有差距, 在实验的过程中, 我们也选取 180 张只包含主动脉的血管进行实验。用 140 张作为训练, 其余 40 张用来测试, 同时与不同方法进行比较, 实验结果如表 2。所提方法主动脉分割的重叠率 IOU 达到了 93.24%。与基础网络 U-Net 相比, 各项指标均有提升, 特别是在 Sen 和 IOU 上分别提升了 3.81%、2.75%。与网络 CE-Net<sup>[17]</sup> 相比, 所提方法在 Sen 和 IOU 上分别提升了 2.11% 和 1.23%。与网络 AG-Net<sup>[12]</sup> 相比, Sen 提升了 1.56%, IOU 提升了 1.30%。说明本文所提方法在动脉血管和主动脉血管分割上确实有效, 进一步说明主动脉更易分割。图 10 是不同方法在主动脉分割结果的可视化。

**Table 2 Quantitative comparison of different methods on aortic vessel segmentation**

表 2 不同方法在腹部主动脉血管分割定量表示

Methods	Sen	AUC	IOU
M-Net	0.5504	0.9989	0.5229
U-Net	0.9102	0.9550	0.9045
CE-Net	0.9274	0.9773	0.9201
AG-Net	0.9329	0.9989	0.9194
proposed	0.9485	0.9742	0.9324



**Figure 10 Different methods of aortic segmentation results.** From left to right: (a) original aorta images, (b) ground-truth masks, (c) M-Net, (d) U-Net, (e) AG-Net, (f) proposed.  
图 10 不同方法的主动脉分割结果。(a)原始主动脉图像, (b)金标准, (c) M-Net 分割结果, (d)U-Net 分割结果, (e)AG-Net 分割结果, (f)所提方法分割结果



### 3.4 消融研究

为了说明网络中的各个模块确实起作用, 在腹部动脉血管上进行了消融研究, 本文的消融研究是指在基础网络架构上加入不同新模块所提升的性能比较, 实验结果如表 3 所示。与基础网络相比, 加入带有卷积注意的预训练 resnet34(简称 resnet34.cbam), 在 Sen、AUC 和 IOU 上分别提升了 1.95%、0.97%和 0.31%。融入注意力导向滤波和预训练 resnet34.cbam 模块, Sen 提升了 2.34%, AUC 提升了 1.16%和 IOU 提升了 0.59%。最后引入多尺度特征融合模块, 网络的性能在各项指标都有相应提升。说明网络中加入的每一个新模块对腹部动脉血管都有很好地分割效果。

**Table 3 Ablation studies between different modules on the arterial vessels**

表 3 所提模块在动脉血管数据上的消融研究

Methods	Sen	AUC	IOU
U-Net(Backbone)	0.8548	0.9272	0.7984
Backbone+resnet34.cbam	0.8743	0.9369	0.8015
Backbone+resnet34.cbam +AG	0.8782	0.9388	0.8043
Backbone+resnet34.cbam +AG+DE	0.8832	0.9413	0.8103

## 4 结束语

本文提出了一种新的卷积网络架构用于腹腔动脉分割。首先, 由于医学数据较少, 本研究采用了预训练的 resnet34.cbam 作为网络的编码部分, 解决小样本和样本信息不足的问题, 同时加入的 CBAM 模块能够提升网络的分割性能。其次, 为了获取丰富的多尺度特征信息, 提出了新的多尺度特征融合模块, 在扩大感受野的同时捕获有效信息。最后, 由于血管边界结构信息对于血管的精准分割很重要, 利用注意力导向滤波作为信息扩展路径, 获取血管的边界结构信息。腹部动脉血管分割的实验结果显示, 与基础网络架构相比, 所提方法在 Sen、AUC 和 IOU 都有很大的提升。进一步说明所提网络架构能够更好的提升动脉血管的分割精度。

尽管该方法利用深度学习解决了传统方法的耗时耗力, 对动脉微血管的分割也有了很大的提升。但是动脉血管分割的重叠率和灵敏度分别只达到 81.03%, 88.32%, 仍旧没有达到 100%的分割效果。我们认为主要原因是动脉血管的数据量太少, 不能满足训练需求。其次, 图片没有进行预处理, 影响训练效果。后续, 我们将针对目前存在的问题做进一步优化, 并对分割的血管进行三维重建, 判断肝动脉变异的类型和诊断胃癌淋巴结的转移情况。

### 参考文献:

- [1] Gao Yue. Research of Abdominal Aorta Segmentation Based on Arterial Phase CT Image [D]. Dongbei:Northeastern University.2014.
- [2] Dong Jian-Yuan, HAO Chong-Yang. 3D Segmentation for Blood Vessels Based on 3D Medical Images [J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering.2008, 27(6).
- [3] Sun Hao. The Research of Vessel 3D Segmentation Algorithm in CTA Images [D]. Hubei: South-Central University for Nationalities, 2013.
- [4] Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. In CVPR. 2015.
- [5] Ronneberger O, Fischer P, Brox T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]// Proc of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2015: 234-24.
- [6] F. Milletari, N. Navab, and S.-A. Ahmadi, "V-net: Fully convolutional neural networks for volumetric medical image segmentation," in 3D Vision (3DV), 2016 Fourth International Conference on. IEEE, 2016, pp. 565-571.
- [7] Zongwei Zhou, Md Mahfuzur Rahman Siddiquee, Nima Tajbakhsh, Jianming Liang. UNet++: A Nested U-Net Architecture for Medical Image Segmentation. Lecture Notes in Computer Science. 2018; vol.11045, pp. 3-11.
- [8] Nabil Ibtehaz and M. Sohel Rahman. MultiResUNet: Rethinking the U-Net Architecture for Multimodal Biomedical Image Segmentation [J]. Arxiv: 1902.04049v1 (2019).
- [9] Zhou Lei, Yu Qi, Xu Xu, et al. Improving dense conditional random field for retinal vessel segmentation by discriminative feature learning and thin-vessel enhancement.[J]. Computer Methods & Programs in Biomedicine, 2017, 148: 13-15.
- [10] Orlando J I, Prokofyeva E, Blaschko M B. A discriminatively trained fully connected conditional random field model for blood vessel segmentation in fundus images [J]. IEEE Trans on Bio-medical Engineering, 2016, 64 (1): 16-27
- [11] Oktay O, Schlemper J, Folgoc L, et al. Attention U-Net: Learning where to look for the pancreas [C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [12] Zhang Shihao, Fu Huazhu, Yan Yuguang, et al. Attention guided network for retinal Image segmentation [C]// Proc of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2019: 797-805.
- [13] Fu Huazhu, Cheng Jun, Xu Yanwu, et al. Joint optic disc and cup segmentation based on multi-label deep network and polar transformation [J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2018, 37(7): 1597-1605.
- [14] Bai Wenjia, Suzuki H, Qin Chen, et al. Recurrent neural networks for aortic image sequence segmentation with sparse annotations [C]// Proc of International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2018: 586-594.
- [15] Azad R, Asadi-Aghbolaghi M, Fathy M, et al. Bi-Directional ConvLSTM U-Net with densely connected convolutions [C]// Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019.
- [16] Ni Jiajia, Wu Jianhuang, Tong Jing, et al. GC-Net: Global context network for medical image segmentation [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2019.
- [17] Zaiwang Gu, Jun Cheng, Huazhu Fu, Kang Zhou et al. CE-Net: Context Encoder Network for 2D Medical Image Segmentation. IEEE transactions on medical imaging. 2019; vol. 38, no.1, pp. 2281-2292.
- [18] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2016, pp. 770-778.
- [19] Sanghyun Woo, Jongchan Park, Joon-Young Lee, et al. CBAM: Convolutional Block Attention Module [J]. 2018.
- [20] Hu Jie, Shen Li, and Sun Gang, et al. Squeeze-and-excitation networks [J]. Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018.
- [21] C. Szegedy, S. Ioffe, V. Vanhoucke, and A. A. Alemi, "Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning." In AAAI, vol. 4, 2017, p. 12.
- [22] Liang-Chieh Chen, George Papandreou, Iasonas Kokkinos, Kevin Murphy, Alan L. Yuille. DeepLab: Semantic Image Segmentation with Deep Convolutional Nets, Atrous Convolution, and Fully Connected CRFs. IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2018; vol.40, no.4, pp. 834-848.



- [23] K. He, J. Sun, and X. Tang. Guided image filtering [J], IEEE TPAMI, 2013.
- [24] Tomasi, C., Manduchi, R. Bilateral filtering for gray and color images [J]. ICCV 1998.
- [25] W. R. Crum, O. Camara, and D. L. Hill, "Generalized overlap measures for evaluation and validation in medical image analysis," IEEE transactions on medical imaging, vol. 25, no. 11, pp. 1451–1461, 2006.
- [26] A. E. Hoerl and R. W. Kennard, "Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems," Technometrics, vol. 12, no. 1, pp. 55–67, 1970
- [27] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization [C]// Proc of the 3rd International Conference on Learning Representations. 2015: 1-15.

### 附中文参考文献:

- [1] 高跃. 基于动脉期图像的腹部主动脉分割研究[D]. 东北: 东北大学, 2014.
- [2] 董建园, 郝重阳. 基于 3D 医学图像的血管三维分割[J]. 中国生物医学工程学报, 2008, 27 (6).
- [3] 孙浩, CTA 影像中血管三维分割算法的研究[D]. 湖北: 中央民主大学, 2013.

### 作者简介:



纪玲玉(1993-), 女, 安徽亳州, 硕士。研究方向为计算机视觉、医学图像处理; Email: jilingyu1993@163.com

**Ji Lingyu**, born in 1993, Anhui. MS. His research include computer vision and medical image processing.



高永彬(1988-), 男, 江西南昌, 博士, 副教授。研究方向为医学图像处理、模式识别、计算机视觉; Email: gaoyongbin@sues.edu.cn

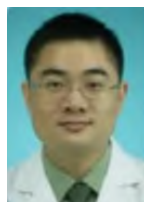
**Gao yongbin**, born in 1988, post doctor, associate professor. His research

include Medical image processing, patter recognition, and computer vision



蔡清萍(1969-), 男, 江西潘阳, 博士, 教授, 主任医师。研究方向为胃肠胰脾疾病, 擅长胃癌、胰腺癌等消化道肿瘤的外科及微创治疗, Email: caiqingping@smmu.edu.cn

**Cai Qingping**, born in 1969, post doctor, professor. His research include Gastrointestinal, pancreatic and spleen diseases, good at gastric cancer, pancreatic cancer and other digestive tract tumor surgery and minimally invasive treatment



卫子然(1982-), 男, 安徽合肥, 硕士, 副教授, 研究方向为胃肠胰脾疾病, 擅长胃癌、胰腺癌等消化道肿瘤的外科及微创治疗, Email: weiziran@smmu.edu.cn

**Wei Ziran**, born in 1982, MS, associate professor. His research include Gastrointestinal, pancreatic and spleen diseases, good at gastric cancer, pancreatic cancer and other digestive tract tumor surgery and minimally invasive treatment



廖薇(1982-), 女, 博士, 副教授, 研究方向为医用人区域通信、可穿戴/植入式医疗设备、无线传感器的电磁兼容性, Email: liaowei54@126.com

**Liao Wei**, born in 1982, post doctor, associate professor. His research include medical human area communication, wearable / implantable medical equipment, electromagnetic compatibility of wireless sensors