Abstract

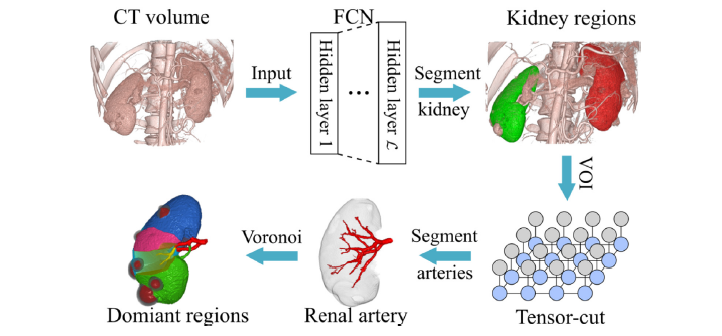
提出一种结合神经网络和基于张力的图形切割方法来精确提取肾脏和肾动脉的全自动分割方法。首先，我们使用卷积神经网络定位肾脏区域，并用基于张力的图像切割方法提取微小的肾动脉。然后我们生成一个Voronoi图，以分叶状肾和肾动脉为基础估计肾血管优势区域。

we segment the kidney regions with a 3D U-Net-like fully convolutional network (FCN) architecture. U-Net architecture

Our network is based on previous 3D U-Net-like architecture

we introduce spa-tial position information into 3D U-Net-like architecture to impose the spatial information of each cropped sub-volume into our FCN architecture. Our proposed network is illustrated in Fig. 2. The back-bone U-Net-like structure, which is based on a previous work

Inspired by the work of Chen et al. (2017), we introduce spa-tial position information into 3D U-Net-like architecture to imposethe spatial information of each cropped sub-volume into our FCN architecture.



TrainingIn this work, the input volume size of our network is fixed toNx Ny Nz. At each epoch, n sub-volumes are cropped from theoriginal CT volume and fed to the neural network.

TrainingIn this work, the input volume size of our network is fixed toNx Ny Nz. At each epoch, n sub-volumes are cropped from theoriginal CT volume and fed to the neural network.

我们的网络是基于以前的三维u - net类架构(Roth等人，2018a;申等人，2018)。Roth等人提出了一种用于三维医学图像器官分割的u - net样结构，并获得了最先进的分割结果(Roth等人，2018a)。为了解决GPU内存限制问题，他们使用了滑动窗口策略来处理大型医疗数据。然而，这些编制的子卷是独立训练的，即训练过程中忽略了子卷的空间位置信息。空间信息是器官分割的一个重要特征，因为患者之间人体器官的相对空间位置通常是不变的。利用空间信息提高器官分割的准确性。许多作品将空间信息纳入网络。Brust等人直接将绝对位置信息合并到完全连接的层中(Brust等人，2015)。Akoury等人提出了一种空间像素- cnn，利用空间先验信息来维持生成的合成图像的一致性(Akoury and Nguyen, 2017)。Chenet等人将空间信息合并到编码器的末端(abottom feature map) (Chen et al.， 2017;Wolterink等人，2015)。Zhuet等人将空间结构化学习纳入到一个用于乳房x线照片质量分割的反算法中(Zhu et al.， 2018d)。

受Chen等人(2017)的启发，我们将部分位置信息引入到三维u - net类建筑中，将每个裁剪后的子体量的空间信息嵌入到我们的FCNarchitecture中。我们提出的网络如图2所示。u - net样的脊骨结构是基于以前的工作(Rothet al.， 2018d)，包括四个分辨率级别。在每一层，askip连接连接收缩路径和对应的对称扩展路径，为对称扩展路径提供更高的分辨率特性。与原来的U-Net架构不同，这个网络中的跳转连接是求和而不是连接。汇总连接首次合并到U-Net由Roth等人(2018c)。他们的实验结果表明，在胰腺分割任务中，累加连接略优于原始连接。在压缩和对称扩展路径中，每个分辨率层都包含两个系列的卷积层，batch归一化层和ReLU激活层。我们的网络中所有的体积和反体积层的核大小都固定在33。最大池层的内核大小固定为2 2 2。

在这项工作中，我们的网络的输入容量大小是固定的。在每个epoch中，从原始CT卷中裁剪出n个子卷并反馈到神经网络。这里n表示批大小。为了获得最佳的分割性能，我们采用了转移学习技术，并在多器官分割数据集上对我们的模型进行了预训练(Roth等，2018c;其中不包含任何肾脏注释，并对肾脏数据集的模型进行了微调。这个多器官分割数据集包含377例，其中340例用于预训练，37例用于验证。验证性能最好的模型用于微调。除了最后一个分类层，我们使用了所有的预训练层。所有层都进行了微调。

在这项工作中，我们使用伪骰子损失代替传统的交叉熵损失。

