

申云鹏, 高雨枫, 章品正, 等. 基于 Polar1DMLP 模型的 CCTA 冠脉管腔分割方法研究[J]. CT 理论与应用研究, 2020, 29(6): 631-642. DOI:10.15953/j.1004-4140.2020.29.06.01.  
SHEN Y P, GAO Y F, ZHANG P Z, et al. Polar1DMLP: A coronary artery lumen segmentation network in CCTA[J]. CT Theory and Applications, 2020, 29(6): 631-642. DOI:10.15953/j.1004-4140.2020.29.06.01. (in Chinese).

## 基于 Polar1DMLP 模型的 CCTA 冠脉管腔分割方法研究

申云鹏<sup>1a, 1b, 2</sup>, 高雨枫<sup>1b, 2</sup>, 章品正<sup>1b, 2</sup>,  
於文雪<sup>1b, 2</sup>, 周寿军<sup>3</sup>, 李宝生<sup>1b, 4</sup>, 朱健<sup>2, 4</sup>, 陈阳<sup>1b, 2</sup>

1. 东南大学 a) 生物科学与医学工程学院; b) 计算机科学与工程学院, 南京 210096
2. 影像科学与技术实验室 (东南大学), 南京 210096
3. 中国科学院深圳先进技术研究院, 广东 深圳 518055
4. 山东省肿瘤防治研究院, 济南 250117

**摘要:** 冠状动脉数字图像造影 (CCTA) 是一种有效的无创评估冠脉血管狭窄等病变情况的成像技术, 对 CCTA 的自动筛查评估依赖于冠脉管腔的高精度分割。为探索能够分割出高质量的冠脉官腔的算法, 本文进行基于深度学习的端到端分割实验以及基于中心线先验信息结合 CCTA 灰度特征的冠脉管腔分割实验, 其中基于深度学习回归方法的 Polar1DMLP 模型能够结合中心线先验信息得到较好的分割效果。基于公开数据集 Coronary Artery Stenoses Detection and Quantification Evaluation Framework 中的 78 组冠脉截段数据进行训练与验证, 在 16 段数据的验证集上得到 MSD (mean surface distance) 为 0.169 mm, DICE 为 0.796。结果表明本文提出的以中心线为导向信息的 Polar1DMLP 模型能够较好地整合血管 CCTA 灰度特征, 回归出较为准确的冠脉血管内壁管腔轮廓半径, 得到较为平滑的冠脉管腔表面模型, 本方法有着较大的潜力以及拓展空间。

**关键词:** 冠状动脉管腔; 医学图像分割; 深度学习; 多层感知器

DOI: 10.15953/j.1004-4140.2020.29.06.01 中图分类号: O 242; TP 391.41 文献标志码: A

随着医学技术的不断提高, 人们的生存质量有了较好的保证, 但是仍然有相当一部分疾病依旧是人们生命健康的极大威胁。特别的, 心血管疾病的死亡率处于各类导致居民%。中国心血管病患率及死亡率仍处于上升阶段, 是我国重大的公共卫生问题<sup>[1]</sup>。心血管疾病主要由心脏的冠状动脉 (coronary artery) 血管壁发生病变, 产生斑块或者其他形式的病变从而导致血管狭窄甚至阻塞, 妨碍冠脉对相应部位的心脏组织供血而引发。

传统的冠脉造影技术需要使用导丝插入血管, 在 X 光成像的引导下使得导丝到达观察位置并使用造影剂获得血管剪影, 是各类血管疾病判断的金标准方法。相对于有创的冠脉造影技术, 冠脉 CT 造影 (coronary computed tomography angiography, CCTA) 通过静脉注射造影剂同时在多排螺旋 CT 中拍摄心脏部位的图像, 提供冠状动脉血管造影。在 CCTA 图像中通过解剖学以及影像学知识, 可以判断病变位置, 并且进行影像水平的病灶评估。

然而, 冠脉分布情况较为复杂, 各个分支走向错综复杂, 人与人之间冠脉走形也有不

收稿日期: 2020-04-22。

基金项目: 国家重点研发计划 (2017YFA0104302; 2017YFC0109202; 2017YFC0107900); 国家自然科学基金 (81530060; 61871117)。

同程度的差别,因此通过影像专家对 CCTA 中的冠脉进行排查评估是一项繁杂的工作。此外,基于血流储备分数 (fractional flow reserve, FF) 技术可以在血管管腔模型确定之后通过力学建模,计算血管某处压力比,指征缺血狭窄的病变,指导冠脉临界治疗<sup>[2]</sup>。

上述工作均对 CCTA 中冠状动脉的提取分割有重要的需求,因此使用计算机手段对冠脉血管进行分割有着重要的临床意义。但由于冠脉分布的复杂性,冠脉末梢往往具有与心肌组织类似的灰度值,甚至与其他静脉结构黏连,加之 CT 图像的噪声影响,冠脉分割成为医学图像处理领域的一项重点以及难点。

在冠脉分割研究中,分割冠脉最直接的办法是将此任务看作 3D 数据空间中的分类任务,可概述为将每个体素分类为冠脉血管和背景的二分类问题。文献[3-6]的报告均采用类似 U-Net 的网络结构,对 3D 数据或者从 3D 数据中截取的图像块 (Patch) 进行基于 U-Net 网络的深度学习和特征提取,端到端地将所有体素进行分类,从而完成冠脉血管的分割,此类方法在不同验证集上可达到 DICE 超过 0.8 的分割精度。

此外,文献[10-16]提出了在冠脉血管 cMPR (curved multi-planar reformation) 视图空间中分割血管再转回 CCTA 世界坐标的方法。获得血管中心线先验知识后,沿着中心线逐段切分冠脉切面并拼成 3D 数据,可以使数据维度从原来的三维降低为二维切面 (slice) 拼接的情况 (2.5D),这样极大地解决了样本不均衡问题的同时,在分割模型中加入血管中心线延伸的信息,以在空间中接近的相邻层血管截面形状未发生较大变化的连续性假设来约束分割出的血管的平滑性和连接性,可以缓解分割血管在狭窄、伪影、细小血管处断裂的问题。实现管腔分割的方法按照任务目标可以简单划分为分类 (分割) 方法和回归方法:分类方法一般为传统的 3D 体数据直接分割方法<sup>[7-9]</sup>转换至 cMPR 空间——在 cMPR 切面中分割冠脉截面近似圆形的管腔边界,此类方法根据分割模型可以划分为水平集分割方法<sup>[10]</sup>、图割法<sup>[11-12]</sup>、射线采样点分类法 (ray cast)<sup>[14,16]</sup>、深度学习分割法或者其他 2D 图像分割方法<sup>[8]</sup>;在回归方法中,文献[13]在射线采样后,进行射线方向的血管半径回归。在获得 cMPR 切面冠脉管腔轮廓后,即可将多层轮廓连接为血管表面模型。

本文探索 CCTA 中冠脉管腔的端到端分割和基于冠脉中心线先验两类分割方法,经比较,通过结合血管中心线导向信息,将 3D CCTA 图像中的冠脉分支映射到 cMPR 空间,并建立 PolarIDMLP 半径回归模型,能够较为准确地分割出更加接近真实情况的冠脉血管管腔。

## 1 冠脉管腔分割

本文研究了两种冠脉分割的方法,分别为:基于原始坐标空间的端到端分割方法以及基于 Ray Cast 采样的方法:①在原始的三维空间中,使用医学图像分割任务常见的 U-Net<sup>[22-23]</sup>模型进行端到端的分割,而在此方法中,本文对比了一般的 U-Net 模型以及目前在医学图像分割任务中表现出众的 nnUNet<sup>[26-27]</sup>模型在冠脉端到端分割中的效果。②采用在 cMPR 视图下,基于 Ray Cast 技术采样射线,根据冠脉血管在射线方向的特征向量使用分类或者回归的方法得到血管轮廓点的位置,从而分割出血管管腔区域。

### 1.1 数据集介绍

#### 1.1.1 本地数据集 D1

分割实验中,自动/手动标注,将冠脉从主动脉壁的开口到可见分支末梢 (不包括主动

脉部分) 标注为 1, 其他背景为 0。标注结果如图 1 所示, 图中左侧为 CCTA 体数据和标注结果的渲染图 (使用 MeshLab 进行可视化), 右侧为标注结果。由于手工标注较为耗时和主观的工作, 因此标注结果存在一定误差, 如标注结果比真实血管略粗, 部分与血管黏连的其他组织被误标为血管等, 但这些标注误差不会影响分割算法的性能验证与对比。

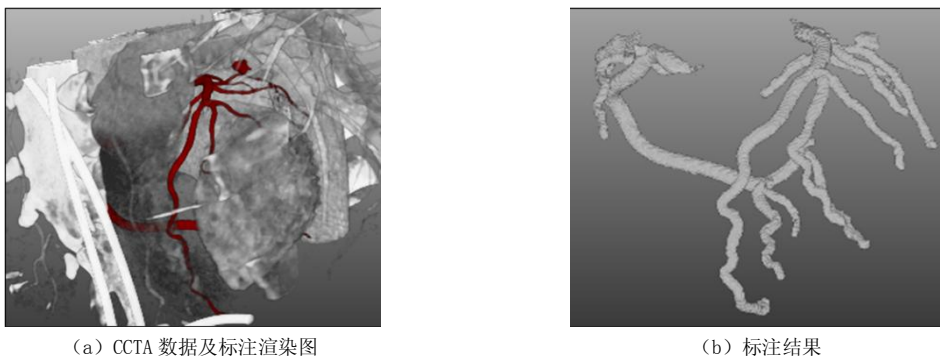


图 1 数据集 D1  
Fig.1 Dataset D1

### 1.1.2 公开数据集 D2

除本地数据外, 分割实验还使用公开的 Coronary Artery Stenoses Detection and Quantification Evaluation Framework (<http://coronary.bigr.nl/stenoses>) 数据集 (Rotterdam)。该数据集提供 18 例病人的 DICOM 格式 CTA 数据; 提供按照 modified 17-AHA 格式将冠脉按照分区分为 17 个截段 (Segment) 的相应中心线标注, 以及部分截段的管腔标注。其中, 中心线标注存储中心点在 CCTA 数据空间中的世界坐标。而每例病人数据至少包含一个严重狭窄截段的管腔标注以及另外正常或者轻度狭窄的截段, 每例管腔标注包含三位专家独立圈画的冠脉管腔轮廓线, 按照 VTK Polygon Data 格式存储。为了定量评估分割算法, 标注一共包括 78 个冠脉血管截段的管腔轮廓线。本数据集定为数据集 D2。

数据集 D2 中也存在一定的标注冲突, 3 个专家标注结果在某些冠脉截段出现较大分歧, 如下图 2 中所示, 其中红、黄、蓝颜色的轮廓线分别表示 3 位专家的手工标注结果, 可以看出在血管左端、以及中段专家标注结果相差较大。本文为了避免训练中的标注冲突, 使用第 3 位专家的标注作为数据集 D2 的标签。

## 1.2 数据预处理

对于数据集 D1, 本文使用较常见的端到端分割。经标注区域 ROI (region of interest) 中 CCTA 数据分析, ROI 区域均值为 152.92 HU, 标准差为 156.77 HU, 使用常见的医学图像预处理方式包括: 随机裁剪; 随机镜像翻转; 随机三维空间旋转、放缩、和弹性形变; 随机伽马变换等。

对于数据集 D2, 为了更好地利用血管延伸信息, 本文使用数据保护的标注或者文献[13]提供的方法得到不同血管分支的中心线点集。对于使用在 CCTA 三维世界坐标描述的中心线点集, 使用 Cubic B-spline 样条插值方法进行曲线拟合并等距采样中心线点序列  $C = \{C_0, C_1, \dots, C_p\}$ , 设采样间距为  $\Delta t$  (mm)。对中心线点序列  $C$  进行 cMPR 坐标系构建。

### 1.2.1 cMPR 血管拉直方法

为了简化 3D CCTA 空间中血管复杂的延伸方,在医学影像学中通常使用曲面重建(cMPR)的方法将某根血管拉直成直线。为了构建 cMPR 空间与中心线对应的坐标系,本文使用 Frenet-Serret<sup>[20]</sup>规则,对于中心点连成的曲线,以差分方式获得其每个点的切向量(tangent)  $\mathbf{t}$ ,并在整根中心线上连续地取得与切向量  $\mathbf{t}$  垂直的向量  $\mathbf{u}$  作为法向量(normal),以切向量与法向量的叉乘  $\mathbf{t} \times \mathbf{u}$  作为副法向量(binormal)  $\mathbf{v}$ 。具体地:设中心线上某一点坐标为  $C_i = (x_i, y_i, z_i)$ ,使用  $\mathbf{t}$  作为采样平面的法向量,使用点法式以  $\mathbf{t}$  为法向量、以  $C_i$  为平面原点生成采样平面,采样平面中选取正交向量  $\mathbf{u}$ 、 $\mathbf{v}$  作为平面直角坐标轴。如下图 3 所示,其中白色点为等间距采样后的中心线点,蓝色点为原始标注中的中心线点,红色箭头表示  $\mathbf{t}$ ,黄色箭头表示  $\mathbf{u}$ ,绿色箭头表示  $\mathbf{v}$ 。由此得到 CTA 世界坐标中的  $xyz$  坐标系以及 cMPR 空间中的  $uvt$  坐标系。

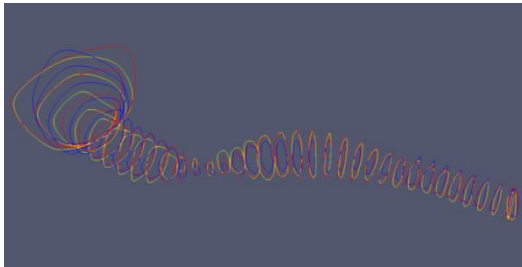
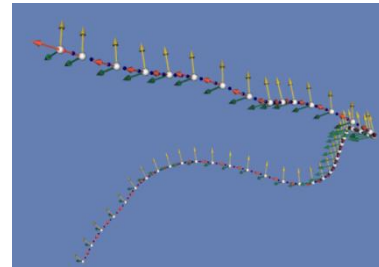


图2 数据集D2中三位专家标注的一个血管截断示意(使用红黄蓝三色轮廓线区别)

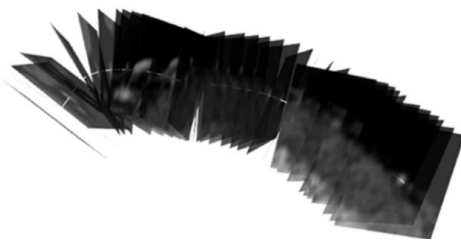
Fig.2 Manual annotations of a segment in dataset D2 by three experts specified by red, yellow and blue contour line



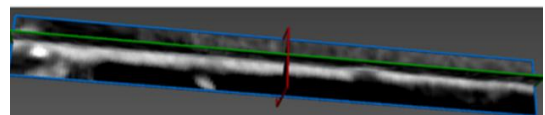
注:白色点为等间距采样后的中心线点,蓝色点为原始标注中的中心线点,红色箭头表示  $\mathbf{t}$ ,黄色箭头表示  $\mathbf{u}$ ,绿色箭头表示  $\mathbf{v}$ 。

图3 cMPR 坐标系示意图

Fig.3 Diagram of cMPR coordinate system



(a) cMPR 在  $xyz$  坐标系中采样平面



(b) 在  $uvt$  坐标系中叠放成的三维 cMPR 数据

图4 cMPR 采样平面示意

Fig.4 Diagram of cMPR slices

最后,将中心线上等距取得的采样平面在第三维度进行叠放构成三维 cMPR 数据,得到血管类似拉直的效果(图 4 (a) 中的白线为中心线,图 4 (b) 拉直数据的正交三视图在空间中的显示结果),用于冠脉血管的管腔分割。

### 1.2.2 Ray Cast 采样方法

在 cMPR 的  $uvt$  坐标系中,将分割任务简化为在  $\mathbf{t}$  轴上的每一帧图片中寻找血管轮廓(contour),血管轮廓假设为多边形,在  $xyz$  空间中血管内壁模型假设为多段的广义圆柱模型<sup>[16]</sup>。因此,为了更好地利用血管管腔轮廓圆周上的连续性<sup>[19]</sup>,本文采取 Ray Cast 的数据

采样方法，以  $C_i$  为原点，在  $(u_i, v_i)$  平面向四周发射射线，在射线上进行等距采样，采样方式如下图 6 (a) 示意，其中采样点为黑色，管壁标注为红色。设采样射线夹角间隔为  $\theta(^{\circ})$ ，射线上采样点间距为  $\Delta r$  (mm)，射线范围为  $R$  (mm)， $N$  为射线上采样点个数， $D$  为一个  $uv$  平面上采样的射线数量。在采样之后使用坐标系  $(n, \theta, N)$  得到采样数据，其中  $n$  为  $C_i$  个数。将数据以  $\theta \times n$  为横坐标，以  $N$  为纵坐标，显示如下图 10 (b)。

### 1.3 管腔分割方法

#### 1.3.1 基于 3D U-Net 结构的冠脉管腔端到端分割

使用简单的 U-Net 训练模型<sup>[22-23]</sup>，本文称为 3D U-Net 模型，将 CCTA 数据随机取 20% 的病人数据作为验证集，其他作为训练集。数据经过  $z$ -score 标准化<sup>[24]</sup>，插值到 (240, 240, 160) 的像素尺寸，并经过随机镜像翻转的数据扩增之后，送入 3D U-Net 模型进行训练。

3D U-Net 模型中层数为 4，使用 Conv3  $\times$  3 + BN + pReLU<sup>[25]</sup> 构成的卷积块 (Block) 进行特征提取。训练使用 Adam 优化器，设置初始学习率为 0.001，每 10 个 epoch 学习率降低 10 倍，共迭代 100 个 epoch。

#### 1.3.2 基于 nnUNet 框架的冠脉管腔端到端分割

当前，3D 医学图像分割框架 nnUNet<sup>[26-27]</sup> 在脑肿瘤分割、全心分割、肝脏分割等多个开源数据集 (具体参考网站 [deathlon.grand-challenge.org](http://deathlon.grand-challenge.org)) 中取得了最佳效果。本文将其称作 nnUNet 模型并应用此框架对数据集 D1 中的冠脉进行端到端语义分割。

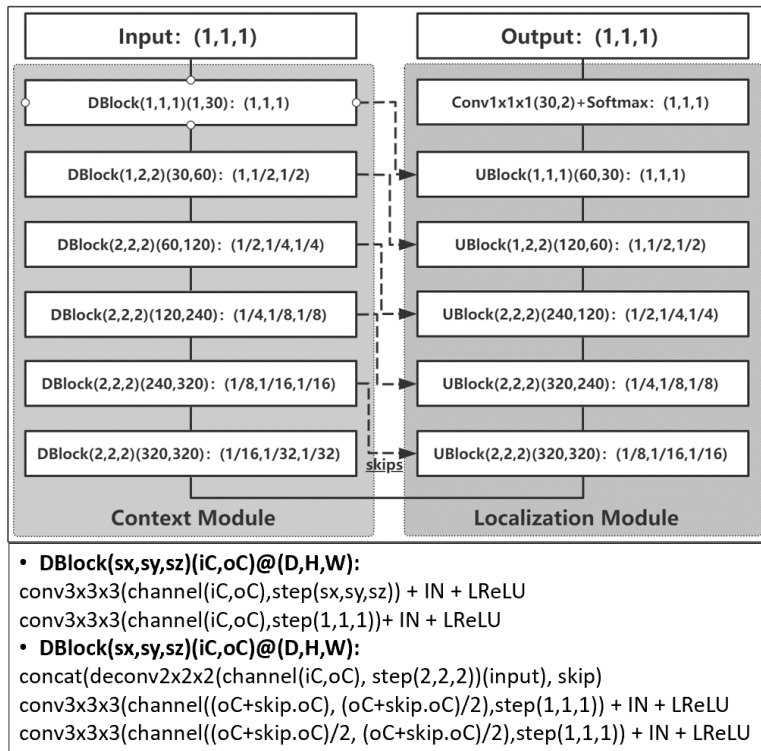


图 5 本文使用的 nnUNet 框架

Fig.5 The nnUNet framework used in this paper

nnUNet 模型训练时, 使用 Generic\_UNet 网络以及 nnUNetTrainer 训练器。Generic\_UNet 网络结构如图 5 所示, 其中图 5 上侧为模型结构, 图 5 下侧为模型中下采样模块 (DBlock) 和上采样模块 (UBlock) 结构。其中, IN 表示 Instance Normalization 模块, LReLU 表示 LeakyReLU 模块。

在训练前, 对数据进行  $z$ -score 标准化 (均值与标准差分别为 152.92 HU 及 156.76 HU), 而后借助 Gamma 变换、弹性形变、缩放、旋转、镜像翻转进行数据扩充, 扩充后的数据随机裁剪出 (80, 160, 160) 的图像块送入网络进行训练。其中 Gamma 变换  $\gamma$  取值范围为 (0.7, 1.5); 弹性形变中形变场尺寸取值范围为 (0, 900), 高斯核 Sigma 参数取值范围为 (9, 13); 缩放尺寸范围为 (0.85, 1.25), 绕 3 个坐标轴旋转角度范围为 ( $-15^\circ$ ,  $15^\circ$ )。

nnUNetTrainer 训练器训练 3d\_fullres 数据模式; 将数据进行双线性插值: 层距为 0.5 mm, 层内像素分辨率为 (0.3613 mm, 0.3613 mm); 经过 3D 数据扩增; 随机采样出 (160, 160, 80) 大小的图像块进行训练。训练时, 设置初始学习率为 0.0003, 每轮 epoch 训练 250 个迭代次数, 直至收敛。

### 1.3.3 基于 Ray Cast 及手工特征的随机森林分类法

此方法借鉴文献[16]的研究方法, 在 cMPR 平面上得到 Ray Cast 采样坐标点 (图 6 (a) 中黑点)。从每个采样点的邻域内 (本文设置为  $(5 \times 5 \times 5)$ ) 提取局部图像特征用于判断该候选点是否在轮廓上。即每个候选点的领域中包含 125 个采样点, 以采样点为单位, 提取每个采样点  $C_i(x_i, y_i, z_i)$  的 24 个特征 (包括  $I$ ,  $\sqrt{I}$ ,  $\sqrt[3]{I}$ ,  $I^2$ ,  $I^3$ ,  $\log I$ ,  $\|g\|$ ,  $\sqrt{\|g\|}$ ,  $\alpha$ ,  $\sqrt{\alpha}$  等特征), 其中包括关于图像灰度  $I$  的相关特征、关于图像梯度模值  $\|g\|$  的特征、关于图像梯度角  $\alpha$  的特征等。Ray Cast 方法中, 采样射线方向的点特征在文献[14]中称为 steerable features, 包含了灰度与梯度信息, 以及梯度与射线局部坐标系的夹角关系。将每个射线上采样点所有特征拼接为特征向量, 从而将分割问题归结为根据特征向量将相应点分类为轮廓点、非轮廓点的分类研究。

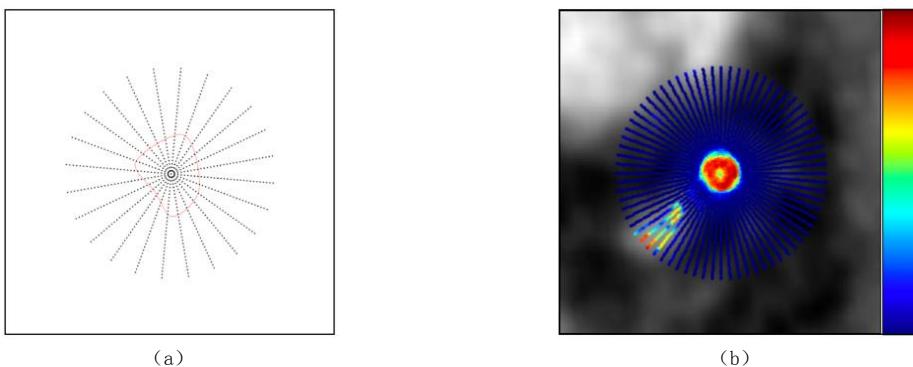
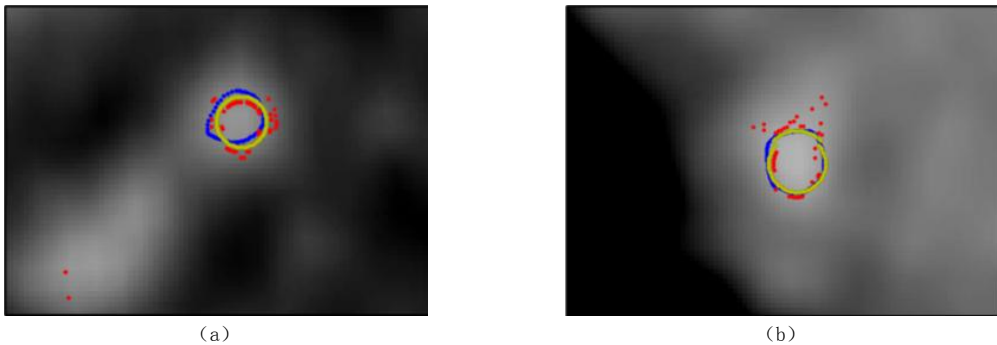


图 6 (a) Ray Cast 采样示意图; (b) 使用 RF 分类器得到的概率热图

Fig.6 (a) Ray Cast sampling method; (b) the heatmap result of RF model

基于点分类结果得到的血管边界较为粗糙, 这与血管边界连续性不符, 因此需要一定的平滑。文献[16]将平滑问题归结为在 Ray Cast 概率图中寻找最佳分割面的问题, 并使用马尔科夫随机场进行建模, 平滑效果如下图 7 所示, 其中蓝色代表血管边界标签, 红色点代表射线上概率最大值点, 黄色标签表示 MRF 输出的优化后的血管边界, 可看

出噪声点被抑制。



注：(a) (b) 为两例实验结果示例（其中蓝色点为血管轮廓标签；红色点表示 RF 模型得到的初步结果；黄色点表示使用文献[16]提出的方法平滑后的结果）。

图 7 RF 模型分类结果示意图

Fig.7 RF model classification result

本文选择随机森林 (random forest, RF) 作为分类器。对于每个候选点，将其对应的  $125 \times 24$  个局部特征为输入，经由随机森林判断该点是否为血管边界上的点，并输出对应的概率，概率热图显示如下图 6 (b)。按照每个射线方向的概率取最大值即可以得到血管边界位置。

### 1.3.4 基于 Ray Cast 的 Polar1DMLP 回归法

为克服分类方法中的离散采样造成边界位置无法连续变化的缺点以及避免过于复杂的平滑后处理变换，本文使用多层感知器 (multilayer perceptron, MLP) 回归 Ray Cast 数据对应血管半径的方法进行血管边界分割，由于数据为 Ray Cast 采样下以极坐标形式表示的射线形式，以及使用 MLP 作为分类器，本方称为 Polar1DMLP 方法，该方法借鉴于文献 [13]。

为加速训练，该模型输入数据仅使用原始图像灰度向量  $\mathbf{R}(r, \theta)$ ，不再手工设计特征。其中  $r$  为  $uv$  平面极坐标系方向向量， $\theta$  为  $r$  与  $u$  的夹角。MLP 层数以及各中间特征向量维度设计如下图 8 所示。将回归所得 (归一化) 半径  $p(C_i, r, \theta)$ 。将半径对应的轮廓点坐标映射回  $xyz$  世界坐标后，进行拓扑结构连接，从而重建出轮廓线与血管内壁表面模型。

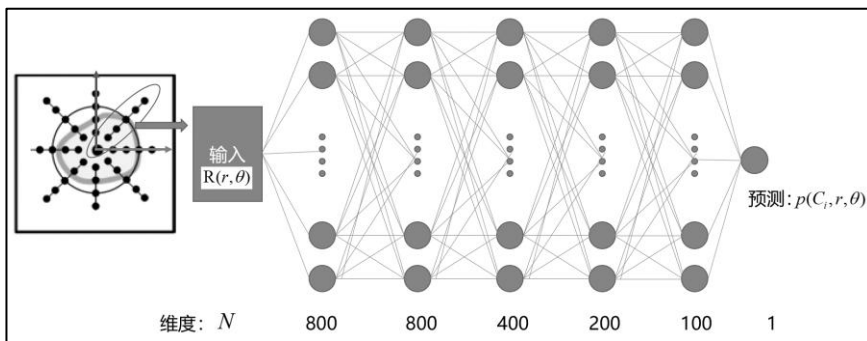


图 8 Polar1DMLP 血管半径回归模型图

Fig.8 The Polar1DMLP model for regression of vascular radius

## 2 结果及分析

对于数据集 D1, 本文采用其 81 例数据进行端到端训练方法进行训练与验证 (验证集病例数: 训练集病例数 = 1:4)。对于数据集 D2, 本文采用其训练集中 18 例病人数据中具有管腔标注的 78 个血管截段进行基于中心线先验的 Ray Cast 方法训练与验证 (验证集病例数: 训练集病例数 = 4:1)。

训练结果采用分割任务各项指标评估和视觉评估两种方式, 按照章节 1.3 所述方法, 分别进行实验。

### 2.1 实验参数设计

在数据采样端口, 3D U-Net 模型、nnUNet 模型以及 RF 模型实验数据参数详见 2.3 相应各小节; 经过验证, Polar1DMLP 使用参数为: 每个 cMPR 平面等角度采样射线  $D=64$ , 每根射线上等距  $\Delta r=0.1\text{ mm}$  进行采样, 采样最大距离  $R=5.8\text{ mm}$ , 使用 smooth-L1 loss 作为损失函数, 训练 Adam 优化器, 使用 640 的 batch size, 训练 100 个 epoch。

### 2.2 评价指标

对于数据集 D1, 采用 3D volume 数据格式下的 Dice 系数作为评估标准, 以 1:4 的比例随机划分 81 例数据为验证集和训练集。对于数据集 D2, 根据 Rotterdam 数据管腔分割任务的评价规则, 使用预测的 3D 表面与标注的横截面相应 slice 上, 预测边界点与标注 (Expert 1~3) 边界点平均表面距离 (MSD)、Hausdorff 距离 (HD), 2D/3D 的 Dice 系数作为评价指标, 其中 Expert 1~3 中任意一个专家标注的评价指标为与其他两个专家的标注在验证集上计算所得均值<sup>[17]</sup>, 即在标注的轮廓 slice 上, MSD 为预测轮廓与标注轮廓的平均点距离; HD 为预测轮廓与标注轮廓的最大点距离; Dice 为预测轮廓与标注轮廓围成的二值图像的 2D Dice 系数。本文方法在两个数据集上得到的验证结果评价指标如下表 1。由于验证集与中心线先验选取不同, 本文使用 78 组训练集中随机选择的 16 组作为验证集, 使用 D2 提供的中心线数据, 因此文献[13]和文献[15-16]中所得的结果未列入下表, 本文仅做不同方法间的比较验证。

| 评估指标   | 方法          |            |         |         |         |       |               |
|--------|-------------|------------|---------|---------|---------|-------|---------------|
|        | 3D U-Net 模型 | nnUNet 模型  | Expert1 | Expert2 | Expert3 | RF 模型 | Polar1DMLP 模型 |
| Dice   | 0.776 (3D)  | 0.789 (3D) | 0.748   | 0.776   | 0.744   | 0.686 | 0.796         |
| MSD/mm | —           | —          | 0.233   | 0.205   | 0.234   | 0.238 | 0.169         |
| HD/mm  | —           | —          | 1.736   | 1.392   | 1.728   | 2.332 | 1.537         |

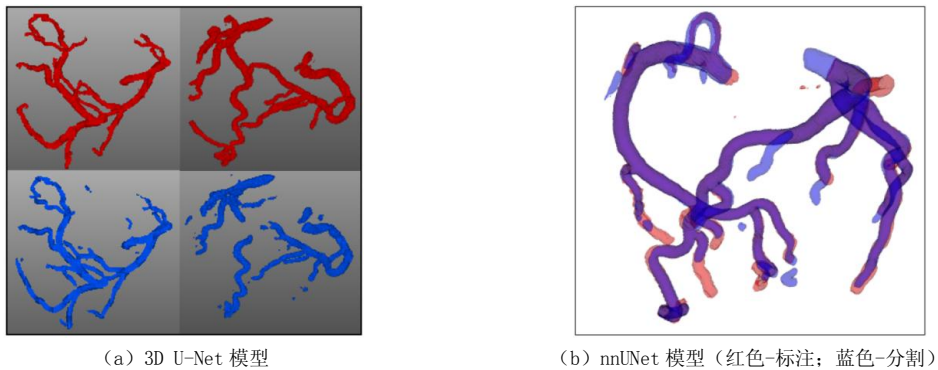
### 2.3 分割结果

端到端的分割结果如下图 9 所示, 图 9 (a) 为 3D U-Net 模型分割结果, 图 9 (b) 为 nnUNet 模型分割结果, 其中红色为标注结果, 蓝色为对应上方分割结果。可以看出, 两个端到端模型由于缺乏血管的形态、延伸方向、连续性等约束。虽然大致分割出来了冠脉主要分支, 但仍有断裂、假阳性等误差, 因此此类方法需要一些复杂的后处理方法, 如: 在



网络中添加残差连接或注意力模块<sup>[4]</sup>、取冠脉结果的连通域、修补断裂结果、生成血管表面网格等，最终得到各个分支的血管 3D 表面模型。

基于中心线的 Ray Cast 方法结果如下图 10 所示：图 10 (a) 中为 RF 模型对 Ray Cast 采样点的局部特征进行分类从而得到的轮廓结果，其中白色线为分割结果，红色线为标注，红框中为局部放大效果。图 10 (b) ~图 10 (d) 中为 Polar1DMLP 模型对 Ray Cast 采样线的灰度特征回归得到的轮廓结果，其中图 10 (b) 表示在 D2 验证集的两个血管截段上的分割效果，红线为数据标注，黑线为数据回归结果；图 10 (c) 显示在 xyz 空间血管分割轮廓（上）血管表面重建（下）效果；图 10 (d) 显示 D2 验证集中典型的疾病截段上对于斑块位置的分割情况。



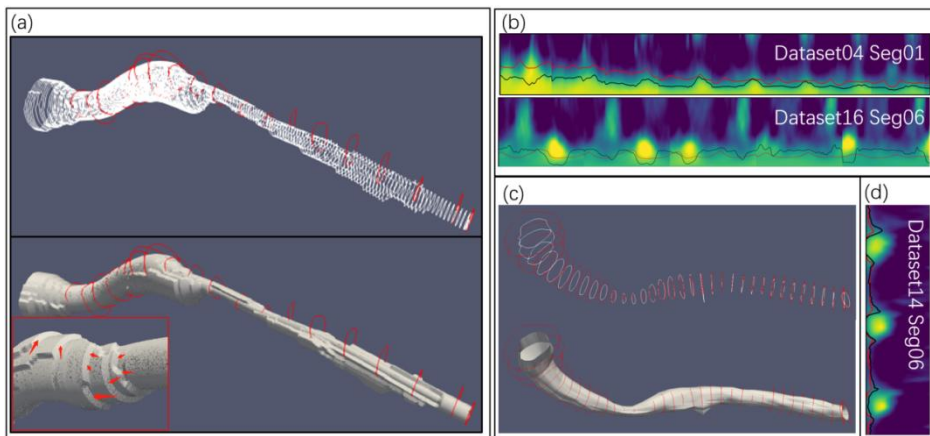
(a) 3D U-Net 模型

(b) nnUNet 模型 (红色-标注; 蓝色-分割)

图 9 端到端分割典型结果

Fig.9 Example of the end-to-end segmentation result

可看出 RF 模型基于手工设计的特征提取，受限于特征质量以及 Ray Cast 离散采样与分类方法，结果中血管壁位置被限制为采样像素级别精度，在血管较细时，往往在射线方向相差一个像素就会出现视觉上血管表面出现阶梯型的分割误差（同样可见于文献[16]），如图 10 (a) 局部放大块上的红色箭头所示。



注：(a) RF 模型；(b) ~ (d) Polar1DMLP 模型（其中 (b) (d) 图中黑色线表示预测结果；(a) ~ (d) 图中红色线表示标注结果；(a) (c) 图中白色线表示预测结果；(a) (c) 图中白色表面为分割的轮廓线重建结果）。

图 10 Ray Cast 分割效果

Fig.10 Segmentation result with Ray Cast method

而 Polar1DMLP 模型的输入考虑了轮廓在某一整根射线上连续的灰度信息, 经过多个隐藏层对特征的挖掘, 得到回归的小数级别预测半径, 比较精确地地避开了斑块 (斑块不属于血管管腔内部), 并且使得分割结果在细小血管处不会再出现像素级 (端到端、RF 模型中) 的阶梯状伪影, 分割结果更加接近血管真实情况, 模型输出结果整体精度较好 (高于 Expert3 手工标注结果)。并且输出结果可以直接转化为血管网格, 进而生成 3D 表面模型。

### 3 结论

本文主要探讨了冠脉 CCTA 图像中基于中心线先验的冠脉管腔分割方法, 对比了端到端分割下的普通 3D U-Net 模型、端到端分割的 nnUNet 模型以及 Ray Cast 数据采样格式下基于手工特征设计的随机森林分类法、基于 Polar1DMLP 的半径回归法, 最终通过评价指标以及视觉评判, Polar1DMLP 方法整体上得到了较好的结果, 即保证了冠脉管腔半径回归精度 (达到了小数坐标的亚像素精度), 又得到较为平滑的血管重建表面。可以看出在 CCTA 冠脉分割领域, 基于中心线先验的方法相比于端到端分割方法有着较强的先验知识约束, 能够分割出更为理想的血管边界。并且, 在中心线先验下, 深度学习在此类任务中表现出较为可靠的性能。

最后, 正如文献[13]所言, 此类方法依赖于较强的先验知识 (血管中心线), 无法在分割过程中对中心线进行进一步搜索、调整, 并且数据分割进行于 cMPR 坐标空间中, 需要较为复杂的数据预处理。所以, 在以后的研究中, 我们会针对这些缺点加以改进, 进一步简化此类方法的流程、提高精度、改善效果。

### 参考文献

- [1] 胡盛寿, 高润霖, 刘力生, 等. 《中国心血管病报告 2018》概要[J]. 中国循环杂志, 2019, (3): 209-220.
- [2] 王骋, 朱水兵, 胡德亮, 等. FFR、IVUS、OCT 和 SPECT 指导冠状动脉临界病变治疗的价值[J]. 江苏医药, 2018, (5): 509-512.
- [3] HUANG W, HUANG L, LIN Z, et al. Coronary artery segmentation by deep learning neural networks on computed tomographic coronary angiographic images[C]//2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). IEEE, 2018: 608-611.
- [4] SHEN Y, FANG Z, GAO Y, et al. Coronary arteries segmentation based on 3D FCN with attention gate and level set function[J]. IEEE Access, 2019, 7: 42826-42835.
- [5] 孟笛. 改进的 U-net 网络在冠状动脉血管分割中的应用[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [6] 卢倩. 冠脉 CTA 图像中的血管分割算法研究[D]. 保定: 河北大学, 2019.
- [7] 姜伟, 吕晓琪, 任晓颖, 等. 结合区域生长与图割算法的冠状动脉 CT 血管造影图像三维分割[J]. 计算机应用, 2015, 35(5): 1462-1466.  
JIANG W, LV X Q, REN X Y, et al. 3D segmentation method combining region growing and graph cut for coronary arteries computed tomography angiography images[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(5): 1462-1466. (in Chinese).
- [8] 孙巧榆, 杨冠羽, 舒华忠. 基于模糊 C 均值法的 CTA 图像冠状动脉狭窄量化[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2016, 46(1): 30-34.  
SUN Q Y, YANG G Y, SHU H Z. Stenosis quantification of coronary artery CTA images based on fuzzy C-means algorithm[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2016, 46(1): 30-34. (in Chinese).

- [9] 张朝霞, 李宏霄, 陈晓冬, 等. 基于概率决策和区域生长的冠状动脉三维分割[D]. 天津: 天津大学, 2011.
- [10] WANG C, MORENO R, SMEDBY Ö. Vessel segmentation using implicit model-guided level sets[C]//MICCAI Workshop "3D Cardiovascular Imaging: A MICCAI segmentation Challenge", Nice France, 2012.
- [11] SHAHZAD R, KIRIŞLI H, METZ C, et al. Automatic segmentation, detection and quantification of coronary artery stenoses on CTA[J]. The International Journal of Cardiovascular Imaging, 2013, 29(8): 1847-1859.
- [12] KITAMURA Y, LI Y, ITO W, et al. Coronary lumen and plaque segmentation from CTA using higher-order shape prior[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2014: 339-347.
- [13] WOLTERINK J M, LEINER T, IŞGUM I. Graph convolutional networks for coronary artery segmentation in cardiac CT angiography[C]//International Workshop on Graph Learning in Medical Imaging. Springer, Cham, 2019: 62-69.
- [14] ZHENG Y, BARBU A, GEORGESCU B, et al. Four-chamber heart modeling and automatic segmentation for 3-D cardiac CT volumes using marginal space learning and steerable features[J]. IEEE transactions on medical imaging, 2008, 27(11): 1668-1681.
- [15] LUGAUER F, ZHANG J, ZHENG Y, et al. Improving accuracy in coronary lumen segmentation via explicit calcium exclusion, learning-based ray detection and surface optimization[C]//Medical Imaging 2014: Image Processing. International Society for Optics and Photonics, 2014, 9034: 90343U.
- [16] LUGAUER F, ZHENG Y, HORNEGGER J, et al. Precise lumen segmentation in coronary computed tomography angiography[C]//International MICCAI Workshop on Medical Computer Vision. Springer, Cham, 2014: 137-147.
- [17] KIRIŞLI H A, SCHAAP M, METZ C T, et al. Standardized evaluation framework for evaluating coronary artery stenosis detection, stenosis quantification and lumen segmentation algorithms in computed tomography angiography[J]. Medical Image Analysis, 2013, 17(8): 859-876.
- [18] YANG G, KITSLAAR P, FRENAY M, et al. Automatic centerline extraction of coronary arteries in coronary computed tomographic angiography[J]. The International Journal of Cardiovascular Imaging, 2012, 28(4): 921-933.
- [19] PENG S, JIANG W, PI H, et al. Deep snake for real-time instance segmentation[J]. arXiv Preprint arXiv:2001.01629, 2020.
- [20] KÜHNEL, W. Differential geometry[M]. American Mathematical Soc., 2015.
- [21] PRAUTZSCH H, BOEHM W, PALUSZNY M. Bézier and B-spline techniques[M]. Springer Science & Business Media, 2013.
- [22] ÇIÇEK 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. Springer, Cham, 2016: 424-432.
- [23] 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. Springer, Cham, 2015: 234-241.
- [24] PATRO S, SAHU K K. Normalization: A preprocessing stage[J]. arXiv Preprint arXiv:1503.06462, 2015.
- [25] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Delving deep into rectifiers: Surpassing human-level performance on imagenet classification[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 1026-1034.
- [26] ISENSEE F, PETERSEN J, KLEIN A, et al. nnU-Net: Self-adapting framework for U-Net-based medical image segmentation[J]. arXiv Preprint arXiv:1809.10486, 2018.
- [27] ISENSEE F, PETERSEN J, KOHL S A A, et al. nnU-Net: Breaking the spell on successful medical image segmentation[J]. arXiv preprint arXiv:1904.08128, 2019.

# Polar1DMLP: A Coronary Artery Lumen Segmentation Network in CCTA

SHEN Yunpeng<sup>1a, 1b, 2</sup>, GAO Yufeng<sup>1b, 2</sup>, ZHANG Pinzheng<sup>1b, 2✉</sup>,  
YU Whenxue<sup>1b, 2✉</sup>, ZHOU Shoujun<sup>3</sup>, LI Baosheng<sup>1b, 4</sup>, ZHU Jian<sup>2, 4</sup>, CHEN Yang<sup>1b, 2</sup>

1.a).School of Biological Science and Medical Engineering; b).School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

2.Laboratory of Image Science and Technology, School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China

3.Shenzhen Institutes of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences, Shenzhen 518055, China

4. Shandong Cancer Hospital and Institute, Jinan 250117, China

**Abstract:** As a reliable and non-invasive medical imaging method, Coronary Computed Tomography Angiography (CCTA) has been used to detect the stenoses and other lesions in coronary arteries. However, effective and automated CCTA imaging examination is based on precise coronary arteries lumen segmentation technology. The purpose of this study was to investigate a model which can get the high-quality 3D surface model of the coronary lumen. Here we proposed the deep learning based 1D Polar1MLP model, which can make good use of the complicated information of the coronary tree centerline information. We trained and evaluated our model with the publicly available Coronary Artery Stenoses Detection and Quantification Evaluation Framework (Rotterdam) including 78 coronary segments with experts' manual contour labels of them, and got the result with a Dice similarity coefficient of 0.796, mean surface distance (MSD) of 0.169 mm in the validation dataset with 16 segments. The result of the study indicated that the 1DPolarMLP model with consideration of the CT gray-level information and centerline guideline information, can predict more precise and smoother 3D surface model of the coronary.

**Keywords:** coronary artery lumen; medical image segmentation; deep learning; multilayer perceptron



**作者简介:** 申云鹏 (1994—), 男, 东南大学影响科学与技术实验室、生物科学与医学工程学院硕士研究生, 主要从事医学图像处理, 三维可视化, 冠脉血管分割技术等方面的研究, Tel: 18061491985, E-mail: 220171833@seu.edu.cn; 章品正<sup>✉</sup> (1976—), 男, 东南大学计算机科学与工程学院副教授, 硕士生导师, 主要从事医学图像分析、图像图形信息处理等, Tel: 025-83794249, E-mail: luckzpz@seu.edu.cn; 於文雪<sup>✉</sup> (1969—), 男, 东南大学计算机科学与工程学院副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为图像处理、计算机辅助诊断与治疗、软件系统开发等, Tel: 025-83794249, E-mail: ywx.list@seu.edu.cn。