

## 基于全卷积神经网络的冠状动脉中心线提取方法

崔奥宇, 许幸芬, 田苗, 张磊  
兰州交通大学数理学院, 甘肃 兰州 730070

**【摘要】**精确提取冠状动脉血管造影(CAG)中心线对血管疾病诊断具有重要意义,本文提出了一种基于全卷积神经网络(FCN)的CAG中心线提取方法。首先利用基于Hessian矩阵的Frangi滤波器去除大部分伪血管噪声,突出CAG的血管树,明显区分血管和背景;利用Steger算法获得血管截面中心亚像素点,将初步提取的中心线作为数据集,标注473张经处理的CAG图像,其中378张为训练集,95张为测试集。以像素准确率(PACC)、平均准确率(MACC)和平均重叠率(MIoU)作为测试结果的评价标准。采用FCN模型分割数据集,将低层特征信息融合高层信息,对融合后的特征图进行反卷积操作,PACC达到0.85,MACC达到0.92,MIoU达到0.82。结果表明本方法具有较高的精度,可有效提取CAG中心线,为冠心病的诊断提供一种有效的辅助手段。

**【关键词】**图像处理;中心线提取;全卷积神经网络;冠状动脉造影;深度学习

**【中图分类号】**R318;TP391

**【文献标志码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2023)04-0429-07

### Coronary artery centerline extraction method based on fully convolutional network

CUI Aoyu, XU Xingfen, TIAN Miao, ZHANG Lei

School of Mathematics and Physics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China

**Abstract:** The accurate extraction of coronary artery centerline is of great significance for the diagnosis of vascular diseases. Herein a coronary artery centerline extraction method based on fully convolutional network is proposed. The Frangi filter based on Hessian matrix is used to remove most of the pseudo-vessel noise, highlight the blood vessel tree of coronary artery, and clearly distinguish the blood vessels from the background; and the Steger algorithm is used to obtain the sub-pixel points in the center of the blood vessel cross-section. The initially extracted centerlines are taken as a data set, and a total of 473 processed images are labeled, with 378 in training set and 95 in test set. The test results are evaluated in terms of pixel accuracy (PACC), mean pixel accuracy (MACC), and mean intersection over union (MIoU). The FCN model is used to segment the data set, fuse the low-level feature information with high-level information, and perform deconvolution on the fused feature map. The highest PACC, MACC and MIoU reach 0.85, 0.92 and 0.82, respectively. The proposed method which has high accuracy and can effectively extract the coronary artery centerline can serve as an auxiliary method for the diagnosis of coronary heart diseases.

**Keywords:** image processing; centerline extraction; fully convolutional network; coronary angiography; deep learning

### 前言

自1990年至今,心血管病死亡率持续增长趋势<sup>[1]</sup>。目前,冠心病的诊断手段主要依靠的是CT血管造影术(Computed Tomography Angiography, CTA)和冠状

动脉造影术(Coronary Arteriography, CAG)<sup>[2]</sup>。CTA和CAG都需造影剂显影,CTA无需穿刺技术,只需在CT设备上等待扫描,属于无创操作,但与CAG相比,其成像精度相对较低。CAG作为诊断冠心病的金标准,能有效地帮助医生诊断病情,制定诊疗方案,但由于图像对比度较低,且存在伪影等现象,医生在识别冠脉结构时有一定难度。为此,许多学者致力于提取平整、光滑的冠状动脉中心线方面的研究,它不仅呈现出冠状动脉的拓扑结构,同时也是血管直径测量和三维可视化重建的前提条件<sup>[3]</sup>。

目前提取血管中心线的方法主要有拓扑细化法<sup>[4]</sup>、距离变换法<sup>[5]</sup>、迭代追踪法<sup>[6]</sup>等。Wang等<sup>[7]</sup>提

**【收稿日期】**2022-10-03

**【基金项目】**甘肃省自然科学基金(20JR5RA420);兰州交通大学校青年基金(1200060820)

**【作者简介】**崔奥宇,硕士研究生,主要从事图像处理、三维光学信息处理研究,E-mail: 582698897@qq.com

**【通信作者】**许幸芬,博士,硕士生导师,主要从事三维光学传感、图像处理等研究,E-mail: xuxingfen1982@163.com

出基于波的传播原理,在一个蜂窝处理器阵列上用简单的形态学操作代替模板匹配,该方法简单、快速、可靠,但提取的中心线容易出现毛刺,给医生的诊断带来一定的干扰。Aylward等<sup>[8]</sup>利用形态学操作符对器官进行分割,自动选择种子点,运用动态尺度增强提取出器官血管的中心线,但是提取出的中心线不连续。Metz等<sup>[9]</sup>使用最低成本路径方法从感兴趣的血管内发现尽可能多的动脉中心线,但中心线中存在影像学伪影,如不规则心率伪影或严重的病理,甚至由于局部图像信息不足以提取感兴趣血管的全部信息而可能造成算法提前终止。Benmansour等<sup>[10]</sup>利用血管的方向以及最优定向通量构建多分辨率各向异性度量,从图像中提取局部几何形状描述血管的尺度,结合该度量与各向异性最小路径技术,能够找到管状结构的完整描述,但医生需要交互式工具,单击少量的点来获得最小路径。王力等<sup>[11]</sup>对冠状动脉血管的数字减影血管造影技术图像进行平滑处理和均衡化处理获得血管中心线,但需对图片进行弱化背景来增强骨架特征。由于X射线曝光下的CAG图像可能存在脉冲噪声、背景噪声、结构噪声等,传统方法在提取冠状动脉中心线时,精度相对较低。近年来,基于深度学习的目标提取方法被广泛应用于各个领域中提取物体特征目标<sup>[12-14]</sup>,同时也被应用于提取中心线<sup>[15]</sup>。Wolterink等<sup>[16]</sup>提出一种基于深度学习的CTA中心线提取方法,该方法无需过滤器确定冠状动脉的方向和大小,仅标注中心线,通过训练稀疏采样得到的patch训练CNN。但采取的是自下而上合并提取中心线,仍需专家的质量控制、修剪和添加冠状动脉分支等手段标注样本。曾雨鸿等<sup>[17]</sup>利用改进后的DeepLabv3+<sup>[18]</sup>对CTA影像进行分割、重建,对重建后的冠状动脉进行骨架提取法操作,获得冠状动脉中心线,但有部分的血管缺失问题需要解决。

本文提出一种基于全卷积神经网络(FCN)的CAG中心线提取方法<sup>[19]</sup>,首先对CAG图像进行Frangi滤波预处理<sup>[20-21]</sup>,用Steger方法提取初始中心线作为训练集<sup>[22-23]</sup>,训练FCN得到像素级的分类;用训练好的模型对CAG图片中每一个像素进行数据预测,并提取出准确的中心线,采用反卷积操作恢复图像原尺寸,进一步确定中心线在强噪声CAG图像中的位置信息。实验表明本文所提方法确保血管中心线的精度和准确度,可有效提高医生的诊断效率。

## 1 基本原理

### 1.1 Steger原理

CAG原始图像中,由于受其他器官的影响,在提

取中心线时存在伪血管现象。采用文献[20]中所提方法,利用Frangi滤波器对血管树进行增强。假设滤波后的CAG图像为 $Z(x,y)$ ,利用Steger算法求解Hessian矩阵的特征值和相对应的特征向量,以 $(x_0, y_0)$ 为中心点,设其单位向量为 $n = (n_x, n_y)$ ,在法线方向上将血管灰度分布进行泰勒多项式展开,从而获得对应法线上的极值点,即所求的血管截面中心亚像素点,坐标为 $(x_0 + t n_x, y_0 + t n_y)$ ,像素灰度值为:

$$Z(x_0 + t n_x, y_0 + t n_y) = Z(x_0, y_0) + N(r_x, r_y)^T + \frac{NH(x, y)N^T}{2} \quad (1)$$

其中:

$$H(x, y) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial y \partial x} & \frac{\partial^2 G_\sigma(x, y)}{\partial y^2} \end{pmatrix} \otimes Z(x, y) \quad (2)$$

$$G_\sigma(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{y^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

$$N = (t n_x, t n_y) \quad (4)$$

$$r_x = \frac{\partial G_\sigma(x, y)}{\partial x} \otimes Z(x, y) \quad (5)$$

$$r_y = \frac{\partial G_\sigma(x, y)}{\partial y} \otimes Z(x, y) \quad (6)$$

由 $\frac{\partial Z(x, y)}{\partial t} = 0$ 可得最佳分割阈值 $t$ :

$$t = -\frac{n_x r_x + n_y r_y}{n_x^2 r_{xx} + 2n_x n_y r_{xy} + n_y^2 r_{yy}} \quad (7)$$

### 1.2 FCN

2015年,Long等<sup>[19]</sup>提出FCN,在图像语义分割的应用中可以做到端对端、像素对像素的训练,在没有任何预处理的操作下也可取得良好的分割效果。本文拟采用FCN进行图像分割。基于VGG-Net16<sup>[24]</sup>的FCN结构如图1所示。从图1可以看出,输入图像经过5组卷积、池化后,尺寸缩小为原来的1/32。为了恢复至原尺寸维度,本文采用反卷积对最后一层输出特征进行32倍上采样操作,得到的图像称FCN-32s<sup>[25]</sup>。在卷积、池化的过程中,图像的部分特征信息如空间关系等逐渐丢失,导致FCN-32s图像精度低,无法保证提取出高精度的CAG中心线。

为了能提取出高精度的中心线,利用低层输出层特征具有更多图片空间信息这一特点,将低层与高层的输出特征进行融合。为确保低层输出与高层特征融合时映射维度一致,在Pool4后添加 $1 \times 1 \times 2$ 的卷积核产生额外预测,再与卷积层Conv8的特征映射图的2倍上采样进行特征融合,对产生的特征融合图

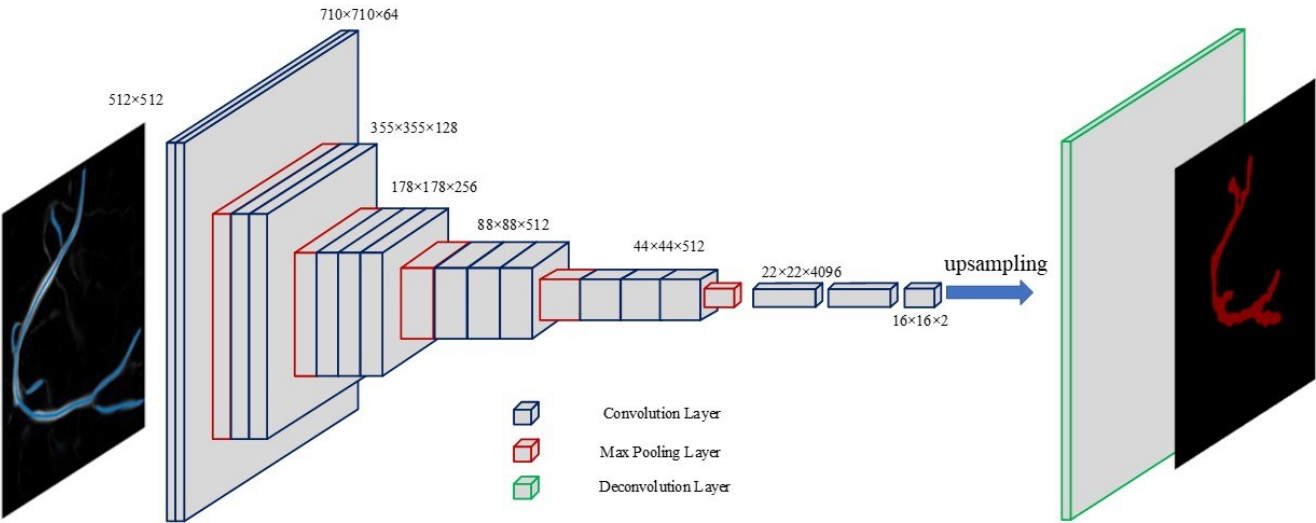


图1 基于VGG-Net16的全卷积神经网络  
Figure 1 Fully convolutional network based on VGG-Net16

进行16倍上采样得到FCN-16s<sup>[25]</sup>。以同样的融合操作得到FCN-8s,如图2所示。其中Conv、Pool、Deconv分别代表卷积层(Convolution Layer)、最大池化层(Maxpooling Layer)、反卷积层(Deconvolution Layer)。具体参数将会在2.2部分作详细介绍。

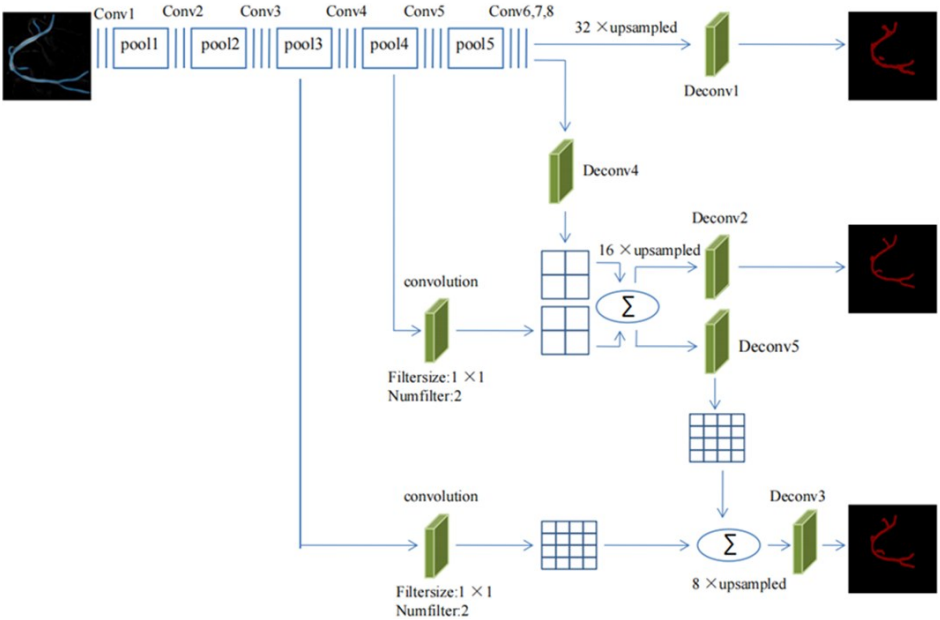


图2 上采样与特征融合过程  
Figure 2 Process of up-sampling and feature fusion

2 实验仿真

2.1 数据集准备

FCN在监督学习过程中需要大量的训练样本,采用Steger操作后的图片与用Labelme进行标注的分割图片进行训练。在网络训练开始前需要获取数据集。本文的数据集由甘肃省中医院提供,共采集

了75张CAG图片,在不影响原冠状动脉中心线特征的情况下,对数据集进行微小的改变,如裁剪、比例缩放、移位等数据增强操作将数据扩充到473张。采集的部分图像数据如图3所示。

首先,对采集的图片进行Frangi滤波处理,调节参数使每张图片运行时间约0.02 s,部分图片的滤波

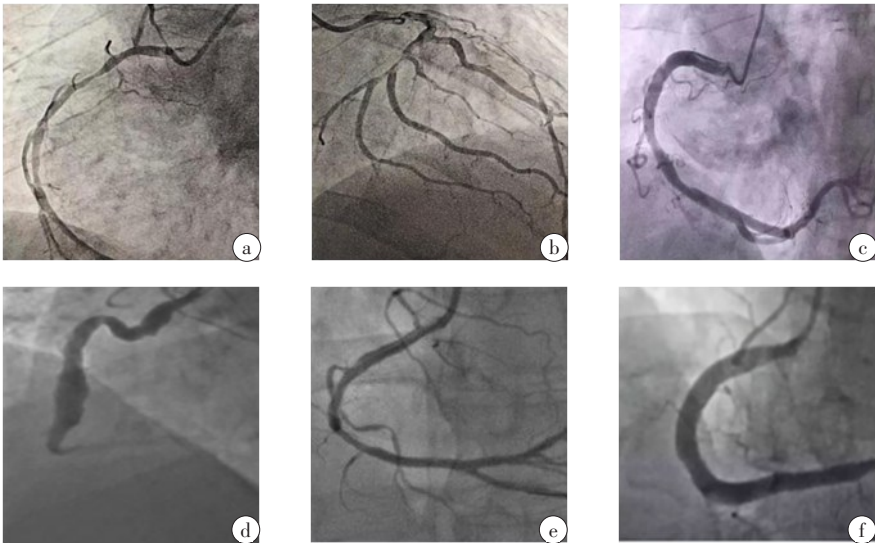
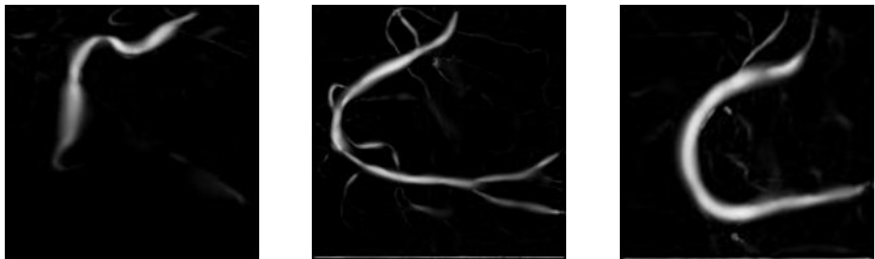


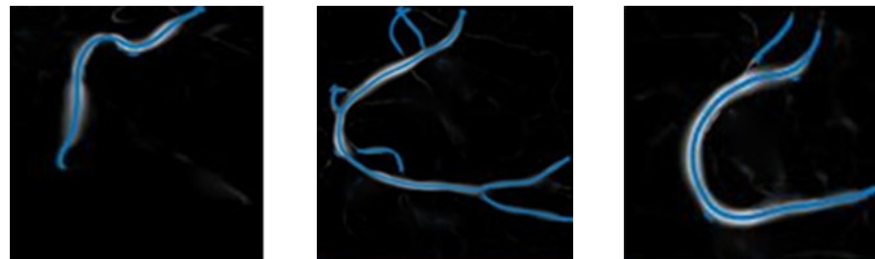
图3 部分图像数据集  
Figure 3 Some of the collected images

结果如图4所示。然后,采用Steger算法对Frangi滤波后的数据进行操作,根据冠状动脉最小宽度调节高斯滤波核大小、阈值等参数,约1.76 s获得冠状动脉中心线,相应的部分数据如图5所示,最后,利用Labelme软件对所获得的中心线数据集进行人工标注。相应的标注图如图6所示。



d1:图3d对应的滤波图      e1:图3e对应的滤波图      f1:图3f对应的滤波图  
图4 部分Frangi滤波图

Figure 4 Some of the Frangi filtering results



d2:图4d1对应的Steger操作图      e2:图4e1对应的Steger操作图      f2:图4f1对应的Steger操作图  
图5 部分Steger操作图

Figure 5 Some of the Steger operation results

2.2 FCN 模型参数

在图2所示的FCN结构中,主要包含8个卷积层(Conv1~Conv8)、5个最大池化层(Pool1~Pool5)以及5个反卷积层(Deconv1~Deconv5)。Conv1~Conv5由

2~3个完全相同的卷积层堆叠,且每个卷积层后都采用运算简单却能加快模型收敛的Relu激活函数。为防止图像的边缘不被修剪,第一个卷积层对输入图像添加100个像素边界,因此Conv6采用7×7的卷积





图6 部分标注图  
Figure 6 Some of the labeled images

核,但同时也带来了许多噪声,因此在反卷积之后加入Crop层,二者配合获得原图尺寸。为了缓解过拟合现象,在Conv6和Conv7后加Dropout层提高模型的稳健性。其他详细参数如表1所示,其中将部分层数合并表示。

表1 网络结构参数  
Table 1 Network structure parameters

| 卷积层             | 卷积核大小                       | 移动步长    | 特征图填充宽度 |
|-----------------|-----------------------------|---------|---------|
| Conv1           | 3×3×64,3×3×64               | 1,1     | 100,1   |
| Pool1           | 2×2                         | 2       | 0       |
| Conv2           | 3×3×128,3×3×128             | 1,1     | 1,1     |
| Pool2           | 2×2                         | 2       | 0       |
| Conv3           | 3×3×256,3×3×256,<br>3×3×256 | 1,1     | 1,1     |
| Pool3           | 2×2                         | 2       | 0       |
| Conv4           | 3×3×512,3×3×512,<br>3×3×512 | 1,1,1   | 1,1,1   |
| Pool4           | 2×2                         | 2       | 0       |
| Conv5           | 3×3×512,3×3×512,<br>3×3×512 | 1,1,1   | 1,1,1   |
| Pool5           | 2×2                         | 2       | 0       |
| Conv6~Conv8     | 7×7×4096,1×1×4096,<br>1×1×2 | 1,1,1   | 0,0,0   |
| DeConv1~DeConv3 | 32×32×2,16×16×2,<br>8×8×2   | 32,16,8 | 0,0,0   |
| DeConv4~DeConv5 | 4×4×2,4×4×2                 | 2,2     | 0,0     |

2.3 FCN 模型训练

FCN 模型训练环境配置为: Windows 10 操作系统,内存为 15 GB,显卡为 GPU: GeForce RTX 2080 Ti (11G 显存),CPU 2.10 GHz,在 Matlab 2019b 中实现。

用 Steger 操作后的图片和对应的人工标注图片进行训练。采用 Python 编程将 473 张 CAG 图像分为训练集 378 张,测试集 95 张。为了提高训练模型效

率,图片大小均为 512×512。需要注意的是测试时依旧用原图像大小对模型进行测试。在训练过程中用到的训练参数为:初始学习率为 0.000 1,权重衰减系数为 0.000 5,最大训练轮次为 40,最小批尺寸为 4。采用文献[19]中的评价标准,用像素准确率(PACC)、平均准确率(MACC)和平均重叠率(MIoU) 3 个指标判定模型的分割精度。FCN-32s、FCN-16s、FCN-8s 的上采样结构训练结果如表 2 所示。

表2 FCN-32s、FCN-16s、FCN-8s 上采样结构的训练结果(%)  
Table 2 Training results of up-sampling structures of FCN-32s, FCN-16s and FCN-8s (%)

| 上采样方式   | 像素准确率 | 平均准确率 | 平均重叠率 |
|---------|-------|-------|-------|
| FCN-32s | 67.56 | 83.54 | 75.01 |
| FCN-16s | 75.09 | 86.84 | 78.98 |
| FCN-8s  | 85.06 | 92.05 | 82.51 |

由表 2 可看出,相较于 FCN-32s 和 FCN-16s, FCN-8s 的 PACC、MACC 以及 MIoU 都是最高的,分别是 85.06%、92.05%、82.51%,表明 FCN-8s 可以准确分割冠状动脉中心线,且具备很好的分割效果。图 7 是标注图与 FCN-32s、FCN-16s、FCN-8s 之间的对比图,从图上可以明显看出,图 7b 中 FCN-32s 提取的中心线效果较差,有明显断裂痕迹;图 7c 中 FCN-16s 提取的中心线整体上与人工标注图虽然比较接近,但是细节处却有明显的差异;而在图 7d 中,由于 FCN-8s 将高层特征信息与低层特征信息联系起来,提取的中心线与图 7a 吻合度最高,细节上更加精细准确,具有较好的鲁棒性。

3 实物实验与分析

为了验证 FCN-8s 提取中心线的有效性,将本文所提方法得到的实验结果与拓扑细化法和距离变换法提出的中心线结果进行对比,结果如图 8 所示。图

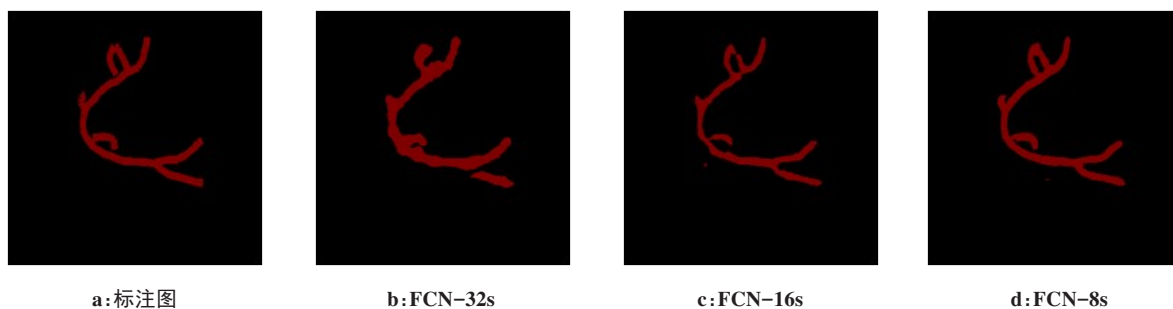


图7 标注图与3种上采样结构的结果图

Figure 7 Labeled images and results obtained by 3 up-sampling structures

8a1~a4为Frangi滤波后的血管造影图。图8b1~b4为用拓扑细化法得到的中心线结果,从图上可以很明显地看出提取的中心线粗细不规则,且有明显的断裂痕迹。图8c1~c4为距离变换法得到的中心线结果,可以看出,由于噪声未能很好地消除,甚至少许噪音反而增强,导致提取的中心线如峰峦起伏的山

丘,显然不能作为医生的诊断标准。图8d1~d4为采用本文所提方法的提取结果,从图中可以看出,由于迭代训练学习CAG中心线的特征,融合了CAG图像高低层次之间的特征信息,进一步排除了噪声的干扰,提取的中心线也没有断裂现象,在细节方面,提取效果明显优于上述两种方法。

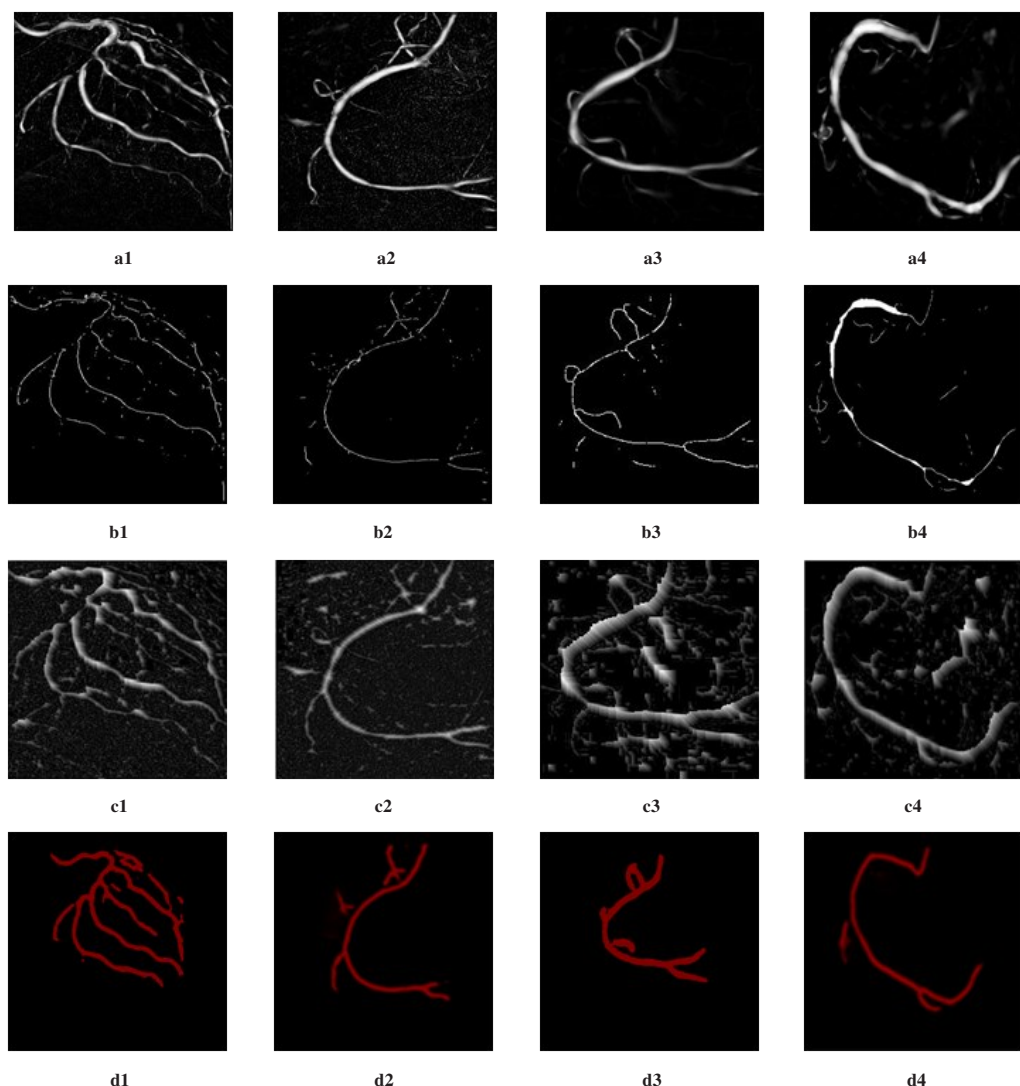


图8 3种算法的提取结果

Figure 8 Extraction results obtained by 3 algorithms

a1~a4:Frangi滤波图;b1~b4:拓扑细化法提取的冠状动脉中心线;c1~c4:距离变换法提取的冠状动脉中心线;d1~d4:FCN-8s提取的冠状动脉中心线

为了进一步验证所提方法的精确性,以人工标注图作为标准图,对这3种算法提取的中心线位置与标注图中心线位置之间的均方根误差(RMSE)进行了比较,结果如表3所示。从表3可知,FCN-8s提取图a1~a4的RMSE结果分别为2.01、2.05、1.95、2.26,明显低于拓扑细化法和距离变换法,表明FCN具有深度学习能力、良好去噪能力,且能提取精度较高的CAG中心线。

表3 结果图与标注图在冠状动脉中心线位置的RMSE  
Table 3 RMSE of the result maps and labeled images at the coronary centerline position

| 算法     | 图 8a1 | 图 8a2 | 图 8a3 | 图 8a4 |
|--------|-------|-------|-------|-------|
| FCN-8s | 2.01  | 2.05  | 1.95  | 2.26  |
| 拓扑细化法  | 5.22  | 5.43  | 5.81  | 7.25  |
| 距离变换法  | 4.70  | 4.85  | 5.24  | 7.01  |

4 结 论

由于其他血管组织的存在、摄像机运动和光照不均匀等因素的存在,提取CAG中心线有一定的难度。本文提出了一种新的研究方法,即运用Frangi滤波滤去大部分噪音,应用Steger算法提取出中心线特征信息,采用FCN实现端对端的中心线提取。将本文所提方法的提取结果与拓扑细化法和距离变换法的提取结果进行比较,结果表明本文所提方法不仅可以完整地提取出冠状动脉中心线,而且有效排除了噪声干扰。又对随机4幅图片进行了中心线提取,结果表明采用本文所提方法得到的均方差在2 pixel左右,远低于拓扑细化法和距离变换法得到的均方差。综上所述,本文所提方法不仅在伪血管等噪声影响下能够找到精确的冠状动脉中心线,而且具有较高的精度,为冠心病的诊断提供了一种新的、有效的、可行的方法。

【参考文献】

[1] 《中国心血管健康与疾病报告》2020[J]. 心肺血管病杂志, 2021, 40(10): 1005-1009.  
"China Cardiovascular Health and Disease Report" 2020[J]. Journal of Cardiopulmonary Vascular Disease, 2021, 40(10): 1005-1009.

[2] 张子恒,祝磊,马骏,等.改进型骨骼细化算法提取冠状动脉中心线[J]. 中国医学影像技术, 2020, 36(9): 1364-1369.  
Zhang ZH, Zhu L, Ma J, et al. Extraction of coronary centerline by improved bone refinement algorithm[J]. Chinese Journal of Medical Imaging Technology, 2020, 36(9): 1364-1369.

[3] 张子恒. 基于CT图像的冠状动脉中心线提取研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020: 12-38.  
Zhang ZH. Coronary artery centerline extraction based on CT images [D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2020: 12-38.

[4] 韩巧玲,赵玥,赵燕东,等.基于细化法的土壤孔隙骨架提取算法研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(9): 229-234.  
Han QL, Zhao Y, Zhao YD, et al. Skeleton extracting algorithm for soil pore based on thinning method[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural, 2019, 50(9): 229-234.

[5] 刘阳阳,张祥,杨鼎.基于距离变换法的机械零件三维模型检索[J].

农业装备与车辆工程, 2018, 56(5): 65-68.

Liu YY, Zhang X, Yang D. Three-dimensional model retrieval of machine parts based on distance transformation [J]. Agricultural Equipment & Vehicle Engineering, 2018, 56(5): 65-68.

[6] Greenspan H, Laifenfeld M, Einav S, et al. Evaluation of center-line extraction algorithms in quantitative coronary angiography[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2001, 20(9): 928-941.

[7] Wang B, Mrosczyk P, Dudek P. A new method for fast skeletonization of binary images on cellular processor arrays [C]//International Workshop on Cellular Nanoscale Networks and Their Applications, 2014: 6888649.

[8] Aylward SR, Bullitt E. Initialization, noise, singularities, and scale in height ridge traversal for tubular object centerline extraction[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2002, 21(2): 61-75.

[9] Metz CT, Schaap M, Weustink AC, et al. Coronary centerline extraction from CT coronary angiography images using a minimum cost path approach[J]. Med Phys, 2009, 36(12): 5568-5579.

[10] Benmansour F, Cohen LD. Tubular structure segmentation based on minimal path method and anisotropic enhancement[J]. Int J Comput Vision, 2011, 92(2): 192-210.

[11] 王力,孟庆民,郭永新,等.基于Hessian矩阵的DSA图像冠状动脉直径的测量[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(10): 1182-1186.  
Wang L, Meng QM, Guo YX, et al. Measurement of coronary artery diameter on DSA image based on Hessian matrix[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(10): 1182-1186.

[12] Mei Q, Gul M, Azim R. Densely connected deep neural network considering connectivity of pixels for automatic crack detection[J]. Autom Constr, 2020, 110: 103018.

[13] Ren Y, Huang J, Hong Z, et al. Image-based concrete crack detection in tunnel using deep fully convolutional networks[J]. Constr Building Mater, 2020, 234: 117367.

[14] Qin X, Zhang Z, Huang C, et al. U<sup>2</sup>-Net: Going deeper with nested U-structure for salient object detection[J]. Pattern Recognit, 2020, 106: 107404.

[15] Cheng G, Wang Y, Xu S, et al. Automatic road detection and centerline extraction via cascaded end-to-end convolutional neural network[J]. IEEE Trans Geosci Remote Sensing, 2017, 55(6): 3322-3337.

[16] Wolterink JM, Hamersvelt RW, Viergever MA, et al. Coronary artery centerline extraction in cardiac CT angiography using a CNN-based orientation classifier[J]. Med Image Anal, 2019, 51: 46-60.

[17] 曾雨鸿,宋佳宁,刘嘉.一种融合二维和三维卷积网络的两阶段冠状动脉分割方法[J]. 集成技术, 2022, 11(3): 98-107.  
Zeng YH, Song JN, Liu J. A two-stage coronary artery segmentation method based on the combination of 2D and 3D convolutional neural networks[J]. Journal of Integration Technology, 2022, 11(3): 98-107.

[18] Chen LC, Zhu YK, Papandreou G, et al. Encoder decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018: 801-818.

[19] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3431-3440.

[20] Frangi AF, Niessen WJ, Vincken KL, et al. Multiscale vessel enhancement filtering[C]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 130-137.

[21] 余黎煌,郭一蓉,张石.基于方向分数和Frangi滤波器的视网膜血管分割算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2020, 41(2): 182-187.  
She LH, Guo YR, Zhang S. Retinal vessel segmentation algorithm based on orientation scores and Frangi filter [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2020, 41(2): 182-187.

[22] Steger C. An unbiased detector of curvilinear structures[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 1998, 20(2): 113-125.

[23] 曹慧峰,朱均超,刘欣宜,等.一种快速光栅条纹中心亚像素坐标提取方法[J]. 激光杂志, 2021, 42(3): 52-57.  
Cao HF, Zhu JC, Liu XY, et al. A fast method for extracting subpixel coordinates of the center of raster stripes[J]. Laser Journal, 2021, 42(3): 52-57.

[24] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. Comput Sci, 2015, 6: 1409.

[25] 张永帅,杨国威,王琦琦,等.基于全卷积神经网络的焊缝特征提取[J]. 中国激光, 2019, 46(3): 36-43.  
Zhang YS, Yang GW, Wang QQ, et al. Weld feature extraction based on fully convolutional network [J]. Chinese Journal of Laser, 2019, 46(3): 36-43.

(编辑:黄开颜)