

基于 IVOCT 图像的血管支架和硬化斑块综述^①



任鑫博, 樊景博, 田 祎

(商洛学院 经济管理学院, 商洛 726000)

通讯作者: 任鑫博, E-mail: 251058094@qq.com

摘 要: 冠状动脉粥样硬化是心血管疾病中最为常见的病症, 每年其导致的全球死亡率也在逐步上升. 当前, 全球医疗机构缓解病人症状所采取的主要治疗手段是血管支架植入手术. 目前, 基于 OCT 的体内血管成像技术 (Intra-Vascular OCT technology, IVOCT) 因其高分辨率等优势, 正在逐渐地被应用在心血管疾病患者的检查和治疗环节之中. 患者在每次的检查和治疗时, 会产生成百上千张 IVOCT 图像. 如果使用传统的人工识别和标记 IVOCT 图像的方法则会效率低、耗时长. 针对上述问题, 国内外相关研究人员结合近几年最新的计算机技术提出许多半自动或自动的血管内部组织结构的识别方法. 本文旨在全面、系统地介绍基于 IVOCT 图像的血管内部组织的研究进展情况, 阐述其原理.

关键词: 动脉疾病; IVOCT; 血管管腔分割; 支架检测; 病变斑块; 3D 重建

引用格式: 任鑫博, 樊景博, 田祎. 基于 IVOCT 图像的血管支架和硬化斑块综述. 计算机系统应用, 2019, 28(3): 10-17. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6806.html>

Review on Vascular Stent Struts and Sclerotic Plaques Based on IVOCT Images

REN Xin-Bo, FAN Jing-Bo, TIAN Yi

(Faculty of Economics and Management, Shangluo University, Shangluo 726000, China)

Abstract: Coronary atherosclerosis is the most common disease of cardiovascular diseases in global. The mortality rate of human caused by the coronary atherosclerosis is gradually rising year by year. The main treatment adopted by the global medical institutions to reduce the pain of patients is the vascular stent implantation. Currently, in vivo angiography based on OCT performing a high resolution is gradually used in the examination and treatment of patients with cardiovascular disease. Hundreds of or thousands of IVOCT images of patients are produced out during each treatment or examination time. The method of traditional manual detection and marking for OCT images is inefficient and time-consuming. In response to such issues, researchers worldwide have done a lot of research and proposed many semi-automatic and automatic detection methods of the internal tissues and structures of vessels. The purpose of this paper is to comprehensively and systemically introduce the progress of vascular internal tissue detection researches based on IVOCT image and explains its principles.

Key words: artery disease; IVOCT; vessel lumen segmentation; stent strut detection; lesion plaque; 3D reconstruction

医学临床研究表明, 动脉粥样硬化是导致多种冠心病、心血管疾病、脑溢血等病症的主要诱导因素. 动脉粥样硬化^[1]表现为由血管内血液中含有的油脂质

性物质在血管的管腔内壁上不断聚集成块, 该块状物的存在以及其体积的持续增加, 使得血管腔的横截面积的不断缩小, 严重情况下会堵塞血管, 导致流向心脏

^① 基金项目: 陕西省教育厅科研计划项目 (16JK1236); 商洛学院一般性研究项目 (15SKY012)

Foundation item: Scientific Research Program of Education Bureau, Shaanxi Province (16JK1236); General Research Program of Shangluo University (15SKY012)

收稿时间: 2018-09-11; 修改时间: 2018-10-08; 采用时间: 2018-10-12; csa 在线出版时间: 2019-02-22

的血液量减少,从而引起多种心血管疾病及并发症.国外临床数据显示,全球范围内的冠状动脉血管粥样硬化病例的数量正在逐年增加,因体内动脉粥样硬化原因而引起的患者死亡的死亡率也在逐年上升^[2].因此,研究心血管疾病的病理特征和血管内部构造的细节等内容成为相关临床医疗研究人员首要任务.目前,国内外普遍采用的治疗动脉粥样硬化的有效手段是通过医疗设备向患者的体内血管病灶区植入金属网状支架.利用金属网状支架的物理形态和金属不易变形特性,将患者体内动脉粥样硬化处的血管管腔面撑开,缓解患者因动脉粥样硬化而导致体内血管的管腔横截面积减少而出现的血液流通阻塞现象.据统计,全球每年大约有2百多万名心血管疾病患者接受支架植入手术——冠状动脉血管重建手术^[3].

现阶段主要存在两类用于观测冠状动脉血管腔内部情况的侵入式图像获取技术——血管内超声波技术(Intra-Vascular Ultra-Sound, IVUS)和血管内光学相干断层扫描技术(Intra-Vascular Optical Coherence Tomography, IVOCT)^[4].相比IVUS成像技术,IVOCT的分辨率约为10–15 μm ^[4],约为IVUS分辨率的10倍.因此,IVOCT被认为在血管的内部成像上更具潜力和优势的技术^[5,6].IVOCT图像技术通过在血管内植入光学探头发射光波进而获取血管的横截面扫描图像.其具体表现为,导管通过回退方式在血管内运动,由探头向周围发射光波,并根据接收装置获取被血管内部组织反射的光波,通过激光成像设备进而形成血管横截面的扫描图像.血管内的不同组织部分(血管的管腔壁、血管内部各正常或病变组织和支架等)因其具有的不同折射率、反射率和吸收率,在IVOCT图像上呈现出不同的成像结果.IVOCT导管扫描图像的光束运动方式具有“螺旋式回退”特点,获取的图像也是一组多帧的关于血管横截面的OCT图像集.

针对基于OCT技术的血管支架植入治疗方法,国外各研究机构已经较早地开展对图像中目标的检测识别与组织分类研究,并取得了一定的研究成果.国内对于血管内部的目标识别研究内容,绝大部分还停留在基于IVUS成像技术的血管图像研究,而针对基于IVOCT图像、结合计算机最新技术的研究还比较少.针对上述问题,本文系统性地整理和总结当前国内外基于IVOCT图像的最新理论研究和应用,分类阐述其研究思路和方法,并对其特点进行讨论和比较.

1 血管管腔边界的识别与分割

正常血管的IVOCT图像如图1中的图1(a)所示,其主要包括居于图像中心位置的导管(Catheter),沿某一半径方向的导丝(Guide-wire),血管管腔区域,血管管腔壁以及位于血管管腔壁后的血管各类组织部分.其中,导管的成像是一组形状失真的同心圆.血管的管腔壁上含有三层组织结构:内膜(Intima)、中膜(Media)和外膜(Adventitia),如图1中的图1(b)所示.在高清且血管形态正常的IVOCT图像中,可通过人的肉眼分辨上述三者间的界线.血管管腔边界线的检测作为血管图像处理的重要环节,为后期估算管腔面积、特征量提取以及病变区域特征分析等研究提供了有效的位置信息.针对血管管腔边界的检测,国内外常见的研究方法如下.

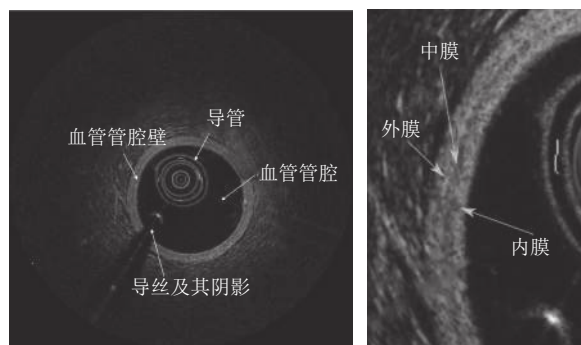


图1 基于OCT技术的血管横截面成像图示

Celi等人^[7]通过图像的几何中心向四周发射“射线”(即A-line方向),获取射线与血管管腔的交点,再利用Savitzky-Golay算法获得完整的管腔轮廓线.

Chiastra等人^[8]在预处理中,对二值化的IVOCT图像应用开运算去除图像的椒盐噪声,然后在坐标变换后的图像上使用Sobel算子进行边界检测.该方法同时考虑了前一帧血管图像中已检测的边界点信息.

Ughi等人^[9]针对血管图像上A-line方向的峰值强度、阴影强度以及强度值上升和下降的速度进行分析,对上述各特征值设定相应的阈值,根据先验参数信息检测每个A-line的边界点,最后通过样条拟合方法获得血管的管腔边界.

Ren等人^[10]分析了经坐标变换后的图像上A-line的像素值变化,计算每一行中每个像素的邻域内的像素值变化标准差,选取最大值的点作为边界候选点.

Gurmeric等人^[11]定义了一个从血管的管腔到血管外壁间的环状感兴趣区域.以图像几何中心为坐标中

心点,向血管的各个方向先后发射两条“射线”,检测环状区域的内、外边界及环状区域的厚度.然后使用基于边界的主动轮廓模型结合 Catmull-Rom 样条方法获取血管腔边界.

Moraes 等人^[12]通过使用离散小波变换和 Otsu 阈值法提取血管管腔边界的特征量,并使用二值化的形态方法重建管腔的边界.

Tsantis 等人^[13]提出基于马尔科夫随机场 (MRF) 模型的血管管腔边界的检测方法.该方法在贝叶斯框架下利用马尔科夫随机场模型将血管图像的局部强度分布与像素邻域内强度的相似度结合,估算图像像素的真实强度值.以反映图像灰度级值的纹理信息和每个像素的连续小波变换系数作为 MRF 模型的数据输入,进而得出血管管腔的边界线的定义.

Wang 等人^[14]基于动态规划法检测血管管腔边界.该方法先将原始图像经坐标变换生成极坐标图像,在极坐标图像的每一行中,定义当前行的血管管腔的边界点为使得其边界点之外(左侧部分)像素灰度值累积和与边界点之内(右侧部分)的像素灰度值累积和的差值的最大值点.对每一行迭代地使用动态规划求取起始点到每一个位置的累加值,直至图像的最后一行.具有最大累加值的路径即为所求的管腔边界.

Roy 等人^[15]在血管管腔分割方法中考虑了光的后向散射的物理特性,提出基于随机游走的管腔分割方法.该方法将 IVOCT 图像(定义为 I)划分为边界和边界上的膜组织两部分,根据图论概念,定义图 G ,图 G 中的点 E 与图像 I 上的点 x 一一对应.将 G 中部分被标记的节点作为随机游走的种子点.通过对图像 I 应用随机游走,得到 G 中每个节点 E 的概率,对应 I 中点

x 的后验概率,根据使得 x 处概率最大的类型标记 x 处的像素的类型(边界或膜组织)

Macedo 等人^[16]首先通过 Otsu 二值化方法获得图像中具有较高梯度值的部分(含血管内膜).然后将图像分为两类,一类是内膜层区域的值为 1,非内膜层区域为 0 的二值图像 A ,另一类是内膜层和管腔部分的值都为 1,其他为 0 的二值图像 B .对图像 B 与图像 A 运行减法操作得到图像 C .将图像 C 进行去噪和填充一系列操作后,再分别进行腐蚀和扩张,将腐蚀和扩张后的图像执行减法操作,最后使用 3×3 的梯度边界检测算子获取血管管腔边界.对于含有分支的血管,de Macedo 等人在文献^[17]中通过距离变换方法获取血管主支的区域,并在区域内寻找血管主支的中心点,以该中心点为圆心估计主支的轮廓线.

Sihan 等人^[18,19]对经过预处理的 IVOCT 图像使用 Canny 边缘检测算子获取血管管腔的边界.对于受导管和噪声影响而额外检测出来的边界,计算其梯度方向与导管中心的点积,结合边界的长度、面积等特征量,将分类中比分最高的像素做为管腔边界像素点.

Cao 等人^[20]使用基于梯度的 Level Set 模型(即距离正则化水平集)检测管腔边界.为了减少 Guider-wire 的干扰,Cao 等人将一系列连续帧的 IVOCT 图像映射为一幅“条纹状”的图像,通过应用 Otsu、形态闭合、面积约束和扩张等方法,获得二值化的“条纹”图像.检测图像中非阴影区域的长度来移除对应原始图像上的 Guider-wire.该文献应用了 $N \times I$ 的窄条高斯核以减少残留血液的影响.

将上述血管管腔边界检测的方法按照其实现原理,归纳如表 1 所示.

表 1 血管管腔边界检测方法汇总

方法分类	对应论文	特点	缺点
基于 A-line 方向像素值的峰值变化	文献 ^[7-11]	根据血管 OCT 图像的成像特点,分析 A-line 方向上像素强度的峰值变化,提取特征量,进行统计分析.	容易受噪声、导管、残留血液和不规则血管内壁等因素影响,需要人工参与设置各特征量的阈值.
基于像素点邻域的概率分类	文献 ^[13,15]	根据概率论,对像素点邻域内的点进行分类建模.	易受噪声和残留血液影响,对成像质量要求高,运算量大.
二值化+形态学运算	文献 ^[12,16]	基于 Otsu 的二值化分析,结合形态学的膨胀、腐蚀等操作获取边界,对较为规则的血管内壁表现良好.	对含残留血液或非规则的血管内壁的检测效果不理想.
Canny 边界检测	文献 ^[18,19]	基于图像梯度概念,运算速度快.	仅适用于规则的血管内壁,复杂的血管内壁需要加入额外的特征量分析.
Level Set	文献 ^[20]	结合水平集理论和血管光强度的梯度变化,检测准确率高.	易受导线阴影、残留血液干扰,血管壁上组织的光强度分布影响水平集的分割效果.
基于动态规划	文献 ^[14]	根据血管的成像特征,构建数学模型,寻找模型的最优解.	计算量大,残留血液影响大,对含有分支的图像没有讨论.

2 血管支架的识别与提取

在动脉粥样硬化治疗病例中,对病人血管的支架植入部位进行定期检查,可以帮助医生及时掌握患者的治疗情况,方便医生及时地掌握患者治疗的实施效果,并给出下一阶段的治疗方案。在支架植入初期、中期和后期,通过使用相应的计算机图像处理手段,能够快速、准确地识别出支架在血管中的位置及分布情况,替代人工手动识别、标记支架,缩短支架识别时间,提高识别效率和准确率等,对后期血管支架数据的量化分析也有着十分重要的作用。

在支架植入手术中,一般对患者使用金属材质的支架进行治疗。在 IVOCT 图像中,由于支架的金属特性,图像中的支架成像表现为一组高亮反射的斑块区域,同时由于反射原因,在支架植入初期,每个高亮斑块后面(A-line 方向)会出现狭长阴影区域。

利用 IVOCT 图像中支架成像的高亮斑块及阴影区域基本特征信息, Bonnema 等人^[21]在 A-line 方向对支架的反射区域、阴影区域和能量集中区域设置相应的阈值进行支架检测。Xu 等人^[22]提出一种改进的滤波器,该滤波器通过计算局部脊线的强度和方向,同时结合椭圆拟合算法定位支架。Gurmeric 等人^[11]在已检测的感兴趣区域中,分析不同方向上沿图像中心向四周发射的射线上光强的分布情况。在射线能量集中的分布区域中,对能量强度曲线的上升和下降进行分析,检测支架的阴影。Wang 等人^[23]结合全局 Intensity histogram 阈值和每条 A-line 的像素强度分布获取候选支架点,通过 Prewitt compass filter 检测支架后的阴影区域,对候选点进行分类。Ughi 等人^[9]在统计分析了 A-line 方向上峰值强度、阴影强度以及强度值上升和下降的速度等特征量的基础上,通过相应特征量的阈值判定,结合血管图像内不同组织的阴影性质分析,检测支架 A-line。Ren 等人^[10]通过分析每条 A-line 上的局部最大标准差,获取支架像素点的候选种子点,对比分属支架和血管组织的候选点后光强的变化差异进而检测支架的位置。Chiastra 等人^[8]结合 Wang 的方法和 A-line 上峰值点的斜线率进行支架检测,并使用一个矩形窗口与 A-line 乘积的方法,避免 Wang 的方法中出现受血管外边界和噪声影响的情况。此类方法着重于对血管 A-line 方向上的像素强度值变化进行统计分析,针对不同部位设置不同的阈值,能够快速检测出特征明显的支架。但是需要人工参与阈值的设置,同时,

残留血液和导管也会对支架的检测产生影响。

另一类文献是在支架成像特征的基础上,通过对支架进行量化分析、特征提取,获取描述支架的一组特征量,使用不同的机器学习方法对血管中的检测目标进行分类。Tsantis 等人^[13]将支架与不同尺寸下的 LOG 滤波器进行卷积来计算支架的尺度空间信息,LOG 的局部最大响应处作为 IVOCT 中检测的支架位置。然后,应用小波特征和概率神经网络(PNNs)完成支架的后期检验。Bruining 等人^[24]将每条 A-line 上的平均值、最大值以及所有大于平均值的点进行求和的结果值作为 K-NN 分类器检测支架的 3 个特征量。胡增阳等人^[25]结合最大值邻域的局部方差提取支架的特征量,利用随机森林分类器进行支架分类检测。上述的方法都需要学习大量已标记支架的图像数据,建立分类模型,然后应用于新图像的支架分类检测任务中。相比于前者统计方法,基于机器学习的支架检测方法需要满足具有大量的训练样本和支架的特征能够被准确表达这两个重要条件。

此外,利用形态学方法和图论理论, Kauffmann 等人^[26]通过使用主动轮廓模型结合形态化的梯度对称算子检测支架和血管壁,并使用距离图对两者进行区分。Wang 等人在文献^[27]中结合整个导管回退过程的光强度的全局信息,将一组连续帧的 IVOCT 图像“压缩”为一幅“条纹”图像,使用最小生成树算法识别“条纹”图像中的支架树,将识别的结果对应到相应的单幅 IVOCT 图像中。在文献^[28]中, Wang 等人在考虑 OCT 图像的物理成像规则的基础上,基于 Bayesian 理论计算在单个 A-line 上支架出现的概率,根据 IVOCT 图像中相邻帧之间支架的连续性判别支架的位置。

上述所有的检测方法对于初期植入血管的支架,都产生了很好的检测效果。此外,针对支架植入中期,血管内生成新生内膜的情况,文献^[10,11,22]也都讨论了其算法对此类问题的有效性。但关于支架植入后期、支架错位、血管内含有血栓等复杂情况均未进行深入研究。

3 血管内病变组织的识别

常见的三种血管壁病变块分别为纤维化、钙化和脂质化斑块。在动脉粥样硬化病例中,医学研究人员也主要是针对上述病例情况进行病理分析。

利用传统的目标检测方法, Wang 等人^[29]通过边界

检测定位动脉钙化块的感兴趣区域,然后使用基于光强度和梯度的 Level set 方法分割钙化块.该方法对边界明显的钙化块识别率高,而对于边界模糊、非完全体的钙化块则检测效果差. Macedo 等人^[30]则讨论了在频域中定义纤维组织特征.

考虑光在血管内不同组织的衰减系数, Van Soest 等人^[31]提出基于光衰减系数的血管组织特征识别的方法. Ughi 等人^[32]在文献中引入光的衰减度分析,定义不同组织所具有的光强值不同,血管管壁由多个不同的组织层构成,结合空间灰度相关性进行纹理分析,提取表现组织特性的特征量,使用随机森林方法对像素进行识别和分类.不同组织的光衰减度表现不同,因此可以作为表征病变组织特征的特征量,应用在机器学习算法中.

利用卷积神经网络在目标识别上的优势, He 等人^[33]和 Cheimariotis 等人^[34]将每幅 IVOCT 图像分割为固定尺寸,使用已分割的局部图片训练卷积神经网络. Gessert 等人^[35]则将重点放在使用两个不同结构的网络框架,结合迁移学习,对病变斑块进行分类识别研究.

对比上述不同方法的据实验数据,基于机器学习和深度学习的方法对斑块的识别率由明显提升,识别结果优于使用传统的目标检测方法的识别率.

4 血管内支架分布的 3D 可视化重建

血管支架的 3D 可视化重建是以获取支架分布位置信息为前提,利用 3D 建模方法实现.

Chiastra 等人^[8]在获取血管的管腔轮廓和支架位置信息的基础上,以主血管中心线为基准,建立主血管的 3D 支架点云可视化图形,并将结果与通过 Mico-CT 重建的支架 3D 图形进行对比和分析.

Ughi 等人^[36]根据血管内的不同结构的亮度值范围对支架和管腔定义不同的颜色和不同的透明值.根据已经获取的支架和管腔组织信息作为血管 3D 可视化重建的输入数据,建立血管的 3D 模型.该模型能很好的展现血管腔内的细节,如血管内部解剖信息、血栓、错位支架的位置信息和血管分支部位等.

Wang 等人^[28]将一组 IVOCT 图像“压缩”成的“条纹”图像,应用最小生成树算法检测支架信息,根据“条纹”图像中各支架点的位置和当前的图像帧数,构建单幅血管图像中单个支架的 3D 位置信息.

Wang 等人^[37]在文中定义了评估 Stent cell contour

的 Maximum Circular Unsupported Surface Area (MCUSA),利用 MCUSA 对 Stent cell contour 和血管分支的管腔的面积进行研究,进而构建其 3D 可视化模型.

5 总结与展望

基于 OCT 技术的人体血管图像处理是目前医学图像处理热门研究之一,如何快速、准确和稳定的检测、识别 IVOCT 图像中的各类目标,并建立一套标准化的处理流程,统计各类数据指标,辅助医生实时地完成目标数据的标注、采集和统计分析,减少人工参与、缩短医生的诊断时间,为诊断提供必要的、精确的数据信息是当前基于 IVOCT 图像处理所面临的首要问题.

在血管的管腔边界提取方面,利用形态学、图论、基于 A-line 截面的光强度变化及能量函数结合概率论等方法进行研究.具体包括: (1) Otsu 二值法结合形态学算子; (2) Canny 边界检测或基于梯度信息的纹理检测方法; (3) 研究 A-line 方向的能量集中区域的光强变化,峰值点及强度变化率或局部灰度变化等; (4) 分析和提取管腔边界处点的特征量,利用概率函数结合机器学习方法对检测点进行分类.对于导丝阴影处的管腔边界,大多数文献都使用不同的样条拟合函数求取近似的管腔边界.上述方法目前都集中在研究较规则的血管管腔边界提取,对于非规则或血管内含有复杂结构(血栓、脱落的微小内膜结构等)的情况,尚未进行深入分析.

在血管支架检测方面,支架的金属特性使得其在血管 OCT 成像中表现出明亮(或高亮)亮斑(狭长形或近椭圆形),并且在支架后面会伴随有狭长的阴影区域;支架处具有较高的阴影区百分比和低阴影区平均值.因此,不少文献采用基于 A-line 方向的光强度值(或能量集中区域)的变化进行支架点检测的研究.提取的支架特征也主要包含: (1) 最大强度值; (2) 平均强度值; (3) 亮点区域的面积; (4) 像素强度方差(或标准差); (5) 阴影区域的百分比; (6) 阴影长度; (7) 峰值强度; (8) 阴影强度; (9) 峰值点和谷点的阴影对比度; (10) 支架像素值的斜线率与血管壁像素值的斜线率对比等.根据植入支架在血管内的存留时间,支架的表现方式也复杂多变.在支架植入中后期,部分 IVOCT 图像表现出仅包含支架投射的阴影,或支架的实体表现出模糊或“不存在”;同一个支架点在 IVOCT 图像的连续帧间位置不固定;新生内膜中的支架成像区域较小,亮度

偏低等情况. 上述现象都会对基于 A-line 方向的光强度值 (或能量集中区域) 的变化的支架检测方法带来困难. 此外, 基于 IVOCT 图像的梯度变化和纹理信息对 IVOCT 图像进行全局和局部灰度值分析也是支架检测的一种常用方法. 个别文献也讨论了使用小波变换检测支架的可行性. 针对支架表现形式的多样性, 近年来, 越来越多的学者专注于使用特征工程手段定义和提取支架的特征表达量 (如文献[31,32]), 优化机器学习的相关算法, 均取得了良好的检测效果.

在血管块状病变组织检测中, 从直观角度来看, 脂质化区域具有分层界线不明显, 分层厚度不明显, 成像素强度变换缓和的特征; 钙化区域具有斑块边界明显、形状易于辨认、纹理性强, 具体表现为块状、狭长等钙化形态特征; 纤维化区域具有使内膜增厚、分层不明显、无法分辨其与中膜间的界线, 且纤维化区域厚度表现不一和等特点, 个别形态 (如薄帽纤维化) 易与脂质化区域混淆. 从光学成像原理的角度分析^[9,31,32], 脂质化区域具有高衰减、高散射的特征; 钙化区域具有低衰减和低散射的特征; 纤维化区域具有低衰减、高散射的特征. 该方面由于存在多种病变类型且各类型的表现形式具有多样性, 因此国外的图像处理研究处于探索性阶段, 如基于图像纹理特征分析钙化, 使用傅里叶变换分析纤维的频域特征, 能量密度函数结合机器学习分类算法识别病变区域. 目前, 国内在此方面尚未有明确的文献提出, 后续的研究应充分分析各病变组织的成像特征, 着重结合当下最新的深度学习技术 (如卷积神经网络、迁移学习) 和最新框架 (如及基于语义的全卷积网络等) 对病变组织的识别精度进行研究.

在 IVOCT 图像的 3D 可视化重建方面, 许多文献根据先前检测的血管的管腔边界信息、支架的位置信息以及块状病变组织的量化信息, 通过给不同组织分配不同颜色完成血管的 3D 渲染和重建工作, 或利用已有的 3D 建模软件, 将上述各类信息作为输入数据进行 3D 建模.

在血管内部各组织结构的检测研究中, 主要存在如下干扰因素: 导管和导丝及其阴影; 残留的血液的成像; 复杂形态的血管管腔边界; 血管内其他结构 (血栓、脱落的微小内膜结构、内壁上的静脉孔和巨噬细胞浸润); 错位支架; 新生内膜对支架的覆盖等. 针对上述问题, 应结合血管内部结构的几何形态、非正常组

织的纹理信息, 运用形态学运算和面积约束去除残留血液和脱落的微小结构. 样条拟合结合图像前后帧的连续性可被用于解决错位支架的修正问题. 基于局部最大标准差方法可被用来发现局部高亮区域, 在含有新生内膜的图像中具有一定的使用价值.

综上, 国外的研究人员和医疗结构已经针对心血管疾病的检测目标和识别, 建立起来一套较完整的半自动或自动化应用处理程序, 讨论了基于计算机图像处理技术的各类算法在 IVOCT 图像中的检测目标和识别可能性和有效性. 国内关于基于 OCT 技术的人体血管成像处理的研究目前还处于初期阶段, 已有的文献[25]也只是较简单的提取了支架的特征, 并使用机器学习方法分析. 在传统检测方法很难提升正确检测率的情况下, 使用近年来热门的深度学习技术对血管内各部分的识别有助于提高目标检测的正确率, 这也是今后的一个热门研究方向. 但是, 使用深度学习技术训练神经网络目前还存在一个问题, 就是没有统一的、大量的关于 IVOCT 图像的开放式数据集^[35]. 相比于基于深度神经网络的人脸识别、目标检测等领域已有的巨大数据集, 血管图像的数据相对集中在全球各医疗实验机构中, 同时由于涉及病人资料的保密性, 这些机构之间的数据无法共享, 进而无法形成一个统一的、规范的大数据集, 进而很难准确地评价某一个算法或框架的有效性和准确率. 所以, 需要构建一个完备的、开放的且能实时更新的血管数据集用于同行之间的研究交流.

6 结束语

本文对基于 IVOCT 技术的血管内部管腔边界和支架检测, 主要块状病变组织, 血管的 3D 可视化重建四个方面的国内外研究情况进行跟踪和阐述, 分析了各主要研究领域所使用的方法, 并进行概括总结. 目前国内关于基于 IVOCT 图像的检测与识别研究较少, 本文旨在为相关研究人员和学者快速提供理论思路和方法. OCT 血管图像内部结构的检测和识别依然一个难题, 需要更多的研究人员参与, 利用更先进的技术进行分析、研究.

参考文献

- 1 Suri JS, Kathuria C, Molinari F. Atherosclerosis Disease Management. New York, NY: Springer, 2011.

- 2 Smith Jr SC, Collins A, Ferrari R, *et al.* Our time: A call to save preventable death from cardiovascular disease (heart disease and stroke). *European Heart Journal*, 2012, 33(23): 2910–2916. [doi: [10.1093/eurheartj/ehs313](https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehs313)]
- 3 Narula J, Nakano M, Virmani R, *et al.* Histopathologic characteristics of atherosclerotic coronary disease and implications of the findings for the invasive and noninvasive detection of vulnerable plaques. *Journal of the American College of Cardiology*, 2013, 61(10): 1041–1051. [doi: [10.1016/j.jacc.2012.10.054](https://doi.org/10.1016/j.jacc.2012.10.054)]
- 4 Chan PH, Alegria-Barrero E, Di Mario C. Tools & techniques: Intravascular ultrasound and optical coherence tomography. *EuroIntervention*, 2012, 7(11): 1343–1349. [doi: [10.4244/EIJV7I11A211](https://doi.org/10.4244/EIJV7I11A211)]
- 5 Karnabatidis D, Katsanos K, Paraskevopoulos I, *et al.* Frequency-domain intravascular optical coherence tomography of the femoropopliteal artery. *Cardiovascular and Interventional Radiology*, 2011, 34(6): 1172–1181. [doi: [10.1007/s00270-010-0092-8](https://doi.org/10.1007/s00270-010-0092-8)]
- 6 Yabushita H, Bouma BE, Houser SL, *et al.* Characterization of human atherosclerosis by optical coherence tomography. *Circulation*, 2002, 106(13): 1640–1645. [doi: [10.1161/01.CIR.0000029927.92825.F6](https://doi.org/10.1161/01.CIR.0000029927.92825.F6)]
- 7 Celi S, Berti S. In-vivo segmentation and quantification of coronary lesions by optical coherence tomography images for a lesion type definition and stenosis grading. *Medical Image Analysis*, 2014, 18(7): 1157–1168. [doi: [10.1016/j.media.2014.06.011](https://doi.org/10.1016/j.media.2014.06.011)]
- 8 Chiastra C, Montin E, Bologna M, *et al.* Reconstruction of stented coronary arteries from optical coherence tomography images: Feasibility, validation, and repeatability of a segmentation method. *PLoS One*, 2017, 12(6): e0177495. [doi: [10.1371/journal.pone.0177495](https://doi.org/10.1371/journal.pone.0177495)]
- 9 Ughi GJ, Adriaenssens T, Onsea K, *et al.* Automatic segmentation of in-vivo intra-coronary optical coherence tomography images to assess stent strut apposition and coverage. *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, 2012, 28(2): 229–241. [doi: [10.1007/s10554-011-9824-3](https://doi.org/10.1007/s10554-011-9824-3)]
- 10 Ren XB, Chen Q, Wu HY, *et al.* A novel automatic stent detection method in intravascular oct images based on local maximum of standard deviation. *The International Workshop on Frontiers of Computer Vision*. 2018.
- 11 Gurmeric S, Isguder GG, Carlier S, *et al.* A new 3-D automated computational method to evaluate in-stent neointimal hyperplasia in in-vivo intravascular optical coherence tomography pullbacks. *Proceedings of the 12th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. London, UK. 2009. 776–785. [doi: [10.1007/978-3-642-04271-3_94](https://doi.org/10.1007/978-3-642-04271-3_94)]
- 12 Moraes MC, Cardenas DAC, Furuie SS. Automatic lumen segmentation in IVOCT images using binary morphological reconstruction. *Biomedical Engineering Online*, 2013, 12(1): 78. [doi: [10.1186/1475-925X-12-78](https://doi.org/10.1186/1475-925X-12-78)]
- 13 Tsantis S, Kagadis GC, Katsanos K, *et al.* Automatic vessel lumen segmentation and stent strut detection in intravascular optical coherence tomography. *Medical Physics*, 2012, 39(1): 503–513. [doi: [10.1118/1.3673067](https://doi.org/10.1118/1.3673067)]
- 14 Wang Z, Kyono H, Bezerra HG, *et al.* Automatic segmentation of intravascular optical coherence tomography images for facilitating quantitative diagnosis of atherosclerosis. *Proceedings of the SPIE 7889, Optical Coherence Tomography and Coherence Domain Optical Methods in Biomedicine XV*. San Francisco, CA, United States. 2011. 78890N. [doi: [10.1117/12.876003](https://doi.org/10.1117/12.876003)]
- 15 Roy AG, Conjeti S, Carlier SG, *et al.* Lumen segmentation in intravascular optical coherence tomography using backscattering tracked and initialized random walks. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 2016, 20(2): 606–614. [doi: [10.1109/JBHI.2015.2403713](https://doi.org/10.1109/JBHI.2015.2403713)]
- 16 Macedo MMG, Guimarães WVN, Galon MZ, *et al.* A bifurcation identifier for IV-OCT using orthogonal least squares and supervised machine learning. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2015, 46: 237–248. [doi: [10.1016/j.compmedimag.2015.09.004](https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2015.09.004)]
- 17 de Macedo MMG, Takimura CK, Lemos PA, *et al.* A robust fully automatic lumen segmentation method for in vivo intracoronary optical coherence tomography. *Research on Biomedical Engineering*, 2016, 32(1): 35–43. [doi: [10.1590/2446-4740.0759](https://doi.org/10.1590/2446-4740.0759)]
- 18 Sihan K, Botha C, Post F, *et al.* A novel approach to quantitative analysis of intravascular optical coherence tomography imaging. *Proceedings of 2008 Computers in Cardiology*. Bologna, Italy. 2008. 1089–1092. [doi: [10.1109/CIC.2008.4749235](https://doi.org/10.1109/CIC.2008.4749235)]
- 19 Sihan K, Botha C, Post F, *et al.* Fully automatic three - dimensional quantitative analysis of intracoronary optical coherence tomography. *Catheterization and Cardiovascular Interventions*, 2009, 74(7): 1058–1065. [doi: [10.1002/ccd.22125](https://doi.org/10.1002/ccd.22125)]
- 20 Cao YH, Cheng K, Qin XJ, *et al.* Automatic lumen segmentation in intravascular optical coherence tomography

- images using level set. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2017, 2017: 4710305. [doi: [10.1155/2017/4710305](https://doi.org/10.1155/2017/4710305)]
- 21 Bonnema GT, Cardinal KO, Williams SK, *et al.* An automatic algorithm for detecting stent endothelialization from volumetric optical coherence tomography datasets. *Physics in Medicine & Biology*, 2008, 53(12): 3083–3098. [doi: [10.1088/0031-9155/53/12/001](https://doi.org/10.1088/0031-9155/53/12/001)]
- 22 Xu CY, Schmitt JM, Akasaka T, *et al.* Automatic detection of stent struts with thick neointimal growth in intravascular optical coherence tomography image sequences. *Physics in Medicine & Biology*, 2011, 56(20): 6665–6675. [doi: [10.1088/0031-9155/56/20/010](https://doi.org/10.1088/0031-9155/56/20/010)]
- 23 Wang AC, Eggermont J, Dekker N, *et al.* Automatic stent strut detection in intravascular optical coherence tomographic pullback runs. *The International Journal of Cardiovascular Imaging*, 2013, 29(1): 29–38. [doi: [10.1007/s10554-012-0064-y](https://doi.org/10.1007/s10554-012-0064-y)]
- 24 Bruining N, Sihan K, Ligthart J, *et al.* Automated three-dimensional detection of intracoronary stent struts in optical coherence tomography images. *Proceedings of 2011 Computing in Cardiology*. Hangzhou, China. 2011. 221–224.
- 25 胡增阳, 王笑梅. 基于 OCT 图像的冠状动脉血管支架自动检测. *计算机与数字工程*, 2015, 43(8): 1493–1496. [doi: [10.3969/j.issn1672-9722.2015.08.028](https://doi.org/10.3969/j.issn1672-9722.2015.08.028)]
- 26 Kauffmann C, Motreff P, Sarry L. In vivo supervised analysis of stent reendothelialization from optical coherence tomography. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2010, 29(3): 807–818. [doi: [10.1109/TMI.2009.2037755](https://doi.org/10.1109/TMI.2009.2037755)]
- 27 Wang Z, Jenkins MW, Bezerra HG, *et al.* Single-shot stent segmentation in intravascular OCT pullbacks. *Proceedings of the Biomedical Optics and 3-D Imaging*. Miami, FL, USA. 2012. BTu4B.5. [doi: [10.1364/BIOMED.2012.BTu4B.5](https://doi.org/10.1364/BIOMED.2012.BTu4B.5)]
- 28 Wang Z, Jenkins MW, Linderman GC, *et al.* 3-D stent detection in intravascular OCT using a Bayesian network and graph search. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2015, 34(7): 1549–1561. [doi: [10.1109/TMI.2015.2405341](https://doi.org/10.1109/TMI.2015.2405341)]
- 29 Wang Z, Kyono H, Bezerra HG, *et al.* Semiautomatic segmentation and quantification of calcified plaques in intracoronary optical coherence tomography images. *Journal of Biomedical Optics*, 2010, 15(6): 061711. [doi: [10.1117/1.3506212](https://doi.org/10.1117/1.3506212)]
- 30 Macedo MMG, Nicz PFG, Campos CM, *et al.* Spatial-frequency approach to fibrous tissue classification in intracoronary optical images. *Proceedings of 2016 Computing in Cardiology Conference*. Vancouver, BC, Canada. 2016. 477–480. [doi: [10.23919/CIC.2016.7868783](https://doi.org/10.23919/CIC.2016.7868783)]
- 31 Van Soest G, Goderie TPM, Regar E, *et al.* Atherosclerotic tissue characterization in vivo by optical coherence tomography attenuation imaging. *Journal of Biomedical Optics*, 2010, 15(1): 011105. [doi: [10.1117/1.3280271](https://doi.org/10.1117/1.3280271)]
- 32 Ughi GJ, Adriaenssens T, Sinnaeve P, *et al.* Automated tissue characterization of in vivo atherosclerotic plaques by intravascular optical coherence tomography images. *Biomedical Optics Express*, 2013, 4(7): 1014–1030. [doi: [10.1364/BOE.4.001014](https://doi.org/10.1364/BOE.4.001014)]
- 33 He SH, Zheng J, Maehara A, *et al.* Convolutional neural network based automatic plaque characterization for intracoronary optical coherence tomography images. *Proceedings of the SPIE 10574, Medical Imaging 2018: Image Processing*. Houston, TX, USA. 2018. 1057432. [doi: [10.1117/12.2293957](https://doi.org/10.1117/12.2293957)]
- 34 Cheimariotis GA, Riga M, Toutouzas K, *et al.* Automatic characterization of plaques and tissue in IVOCT images using a multi-step convolutional neural network framework. In: Lhotska L, Sukupova L, Lacković I, *et al.*, eds. *World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering 2018*. Singapore: Springer, 2019. 261–265. [doi: [10.1007/978-981-10-9035-6_47](https://doi.org/10.1007/978-981-10-9035-6_47)]
- 35 Gessert N, Lutz M, Heyder M, *et al.* Automatic plaque detection in IVOCT pullbacks using convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 38(2): 426–434. [doi: [10.1109/TMI.2018.2865659](https://doi.org/10.1109/TMI.2018.2865659)]
- 36 Ughi GJ, Adriaenssens T, Desmet W, *et al.* Fully automatic three-dimensional visualization of intravascular optical coherence tomography images: Methods and feasibility in vivo. *Biomedical Optics Express*, 2012, 3(12): 3291–3303. [doi: [10.1364/BOE.3.003291](https://doi.org/10.1364/BOE.3.003291)]
- 37 Wang AC, Eggermont J, Dekker N, *et al.* 3D assessment of stent cell size and side branch access in intravascular optical coherence tomographic pullback runs. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2014, 38(2): 113–122. [doi: [10.1016/j.compmedimag.2013.08.007](https://doi.org/10.1016/j.compmedimag.2013.08.007)]