

基于MRI图像的左心室分割方法研究现状与发展

周 钦¹, 阿都建华¹, 尹立雪², 张红梅², 崔 威², 曾 强¹

1. 成都信息工程大学 软件工程学院, 成都 610225

2. 四川省医学科学院·四川省人民医院 心血管超声及心功能科超声心脏电生理学与生物力学四川省重点实验室, 成都 610072

摘 要: 心脏的磁共振图像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)对比度强、分辨率高、能够准确描述心脏的解剖功能, 因此被认为是准确评估心脏挤压能力的金标准。在心脏的核磁共振图像上准确分割出左心室是准确评估左心室功能的前提。阐述了磁共振图像左心室分割的基本特点和难点, 针对现阶段具有代表性的4种MRI左心室分割算法的基本原理、分割效果及时间效率等特点进行了归纳与总结。总结分析了MRI左心室分割领域面临的一些问题和发展方向。

关键词: 左心室分割; 磁共振图像; 左心室功能; 心内膜; 心外膜

文献标志码: A **中图分类号:** TP391 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1810-0085

周钦, 阿都建华, 尹立雪, 等. 基于MRI图像的左心室分割方法研究现状与发展. 计算机工程与应用, 2019, 55(2): 28-35.
ZHOU Qin, ADU Jianhua, YIN Lixue, et al. Recent advances and prospects on left ventricular segmentation method based on MRI. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(2): 28-35.

Recent Advances and Prospects on Left Ventricular Segmentation Method Based on MRI

ZHOU Qin¹, ADU Jianhua¹, YIN Lixue², ZHANG Hongmei², CUI Wei², ZENG Qiang¹

1. School of Software Engineering, Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China

2. Sichuan Provincial Key Laboratory of Ultrasound in Cardiac Electrophysiology and of Biomechanics, Sichuan Academy of Medical Sciences & Sichuan Provincial People's Hospital, Chengdu 610072, China

Abstract: The Magnetic Resonance Imaging (MRI) of the heart has a strong contrast, high resolution, and accurate description of the anatomy of the heart, and is therefore considered the gold standard for accurate assessment of cardiac compression capacity. Accurate segmentation of the left ventricle on the nuclear magnetic resonance image of the heart is a prerequisite for accurate assessment of left ventricular function. This paper describes the basic characteristics and difficulties of left ventricular segmentation in magnetic resonance images. The basic principles, segmentation effects and time efficiency of four representative MRI left ventricular segmentation algorithms are concluded and summarized. Finally, the problems and directions of MRI left ventricular segmentation are summarized and analyzed.

Key words: left ventricular segmentation; Magnetic Resonance Imaging (MRI); left ventricular function; endocardium; epicardium

1 引言

左心室分割一直是医学图像处理研究领域的热点, 通过分割结果可以计算左心室射血分数、左心室容积、

左心室质量等参数来评估心脏功能。现如今医学上针对心脏的常用检查手段有心电图、心脏彩超、心脏核磁共振成像以及冠脉造影等。其中, 心脏核磁共振成像是

基金项目: 国家自然科学基金(No.81671852); 四川省教育厅重点项目(No.18ZA0100); 成都信息工程大学中青年学术带头人科研基金(No.J201709)。

作者简介: 周钦(1994—), 女, 硕士研究生, 研究方向为图像处理, 深度学习; 阿都建华(1977—), 通讯作者, 男, 副教授, 研究方向为计算机视觉, 图像处理, E-mail: adujh@126.com; 尹立雪(1964—), 男, 一级主任医师, 博士生导师, 研究方向为医学图像处理; 张红梅(1984—), 女, 主治医师, 研究方向为医学图像处理; 崔威(1982—), 通讯作者, 男, 主管技师, 研究方向为医学图像处理, E-mail: cw88011611@vip.qq.com; 曾强(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为医学图像处理。

收稿日期: 2018-10-10 **修回日期:** 2018-12-07 **文章编号:** 1002-8331(2019)02-0028-08

一种根据生物体磁性核(氢核)在静磁场中所表现出的共振特性进行成像的技术,具有非侵入式的特点,对人体没有伤害。故近30年来,国内外研究者基于心脏磁共振图像的左心室的分割做了广泛的研究,取得了大量的研究成果。事实上,近年来随着深度学习的深入研究催生了一些优秀的分割算法,对左心室分割有重要的推动作用。因此有必要对左心室分割算法进行全面的综述和讨论。

本文首先阐述心脏核磁共振图像的基本特点以及分割的难点。接下来,根据不同的原理对分割方法进行归类总结,详细阐述了各类分割方法的原理、优点以及不足。最后,总结了当前存在的主要问题,并对该领域未来的发展提出了一些自己的见解。

2 左心室分割存在的难点

左心室本身的生理几何结构(如图1所示)以及心脏磁共振图像的固有噪声等因素都对左心室的分割造成了一定的困难。心内膜是覆盖在心室内表面的一层组织,在内膜的分割过程中主要存在以下两个问题:(1)图像在成像过程中受血液流动的影响形成伪影,造成图像灰度分布不均;(2)在心脏收缩的过程中,心腔内乳头肌的干扰造成目标边界模糊。心外膜位于心肌与肺部之间,心肌与肺部的灰度值非常接近,因此在分割过程中容易将心外膜泄漏至肺部。

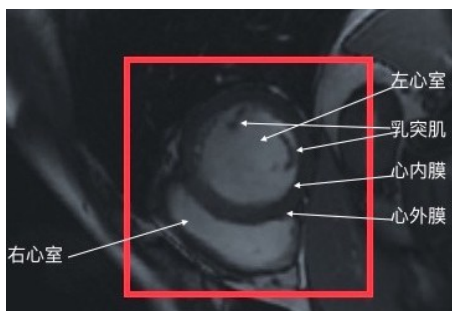


图1 短轴位的心脏解剖图

3 左心室分割方法综述

由于左心室分割对评估心脏功能的重要性,国内外的研究者对此做了大量研究工作,并提出了许多分割方法。这些方法根据不同的分割原理大致可以分为基于图像特征的左心室分割方法、基于形变模型的左心室分割方法、基于图谱的左心室分割方法以及基于深度学习的左心室分割方法。

3.1 基于图像特征的左心室分割方法

基于图像特征的分割方法是根据图像自身的属性(如灰度、纹理、边缘等)来进行分割,主要包括阈值分割、像素聚类、边缘检测、区域生长、分并合裂法以及动态规划等方法。

阈值分割是图像分割中最基本和应用最广泛的分

割技术,分割后的图像定义为 $g(x, y)$:

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) \geq t \\ 0, & f(x, y) < t \end{cases} \quad (1)$$

1995年, Goshtasby等^[1]采用阈值分割法来提取左心室轮廓。在研究中, Goshtasby等利用MRI图像中血池的亮度高于心肌这一特点初步确定了左心室的位置,并在此基础上计算局部最大梯度值点从而得到心内膜。该方法虽然分割效率高,但是由于心室内部灰度分布不均匀,血池至心肌部分过渡模糊,因此边缘像素点分割不准确,分割结果如图2所示^[1]。针对阈值分割方法的不足,2014年,徐胜舟等^[2]首先使用Ostu阈值分割得到粗糙的结果,在此基础上采用动态规划进一步修正边缘像素的位置,从而提高了分割精度。

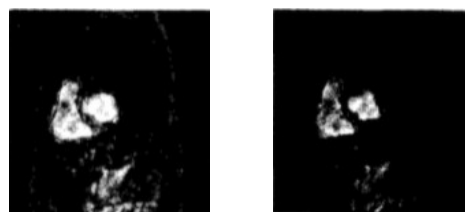


图2 基于阈值分割的分割结果

分裂合并算法根据区域特征一致性来实现分割的目的,其关键是确定一个分裂合并的准则。2006年, Katouzian等^[3]利用分裂合并的思想对左心室进行分割,在该方法中分裂合并的准则是依赖于心脏切片之间的拓扑结构,即两个连续切片之间的小变形。该方法虽然能将左心室的内外膜提取出来,但是需要手动标注第一个切片的内外膜。

基于图像特征的分割方法由于计算简单因此分割效率高,但是得到的分割结果不够准确,难以满足分割要求。这是因为:(1)左心室MRI图像灰度值分布不均匀以及左心室复杂的生理几何结构;(2)此类方法仅仅利用了图像底层基本信息,没有结合目标图像的先验知识。因此此类方法在实际应用中往往需要与其他分割方法^[4-7]联合使用,以提高左心室分割的准确度。

3.2 基于形变模型的左心室分割方法

形变模型是一种通过力或能量来驱动轮廓曲线进行形变的方法,与基于图像特征的分割方法相比较,基于形变模型的分割方法能将图像底层基本信息与带分割目标的上层先验知识(如形状、亮度、均匀度等)相结合,采取自上而下的过程进行分割,因此分割的准确度有所提高。形变模型具体可以细分为参数活动轮廓模型、几何活动轮廓模型以及统计模型。

3.2.1 参数活动轮廓模型

参数活动轮廓模型又称为Snake模型,它的基本思想是使用连续的曲线来描述目标的轮廓,在内力与外力的作用下使初始轮廓不断靠近目标轮廓^[8]。Snake模型

通过拉格朗日公式显式地表示曲线或者曲面,将分割过程转变为求解能量泛函数的最小值过程,当能量最小时曲线所在的位置就是目标轮廓的位置。

1995年,Ranganath等^[9]将Snake模型应用在左心室的分割上提取出心内膜。但是由于心脏MRI中的采样间隔比较粗糙,以及成像过程中血液的流动造成的伪影以及心腔内乳头肌的影响最终导致演化出的轮廓不够准确。

为了克服乳头肌带来的影响,一些学者从不同的方面对Snake模型提出许多的改进方法。Makowski等^[10]在气球Snake模型^[11-12]的基础上引入新的抗缠结特征来改善乳头肌对分割结果的影响。2013年,Wu Y等^[13]提出一种基于梯度向量卷积的Snake模型,在该模型中引入形状约束,由于圆形的修正作用,消除了心腔内乳头肌对分割结果的影响,其分割结果如图3所示。

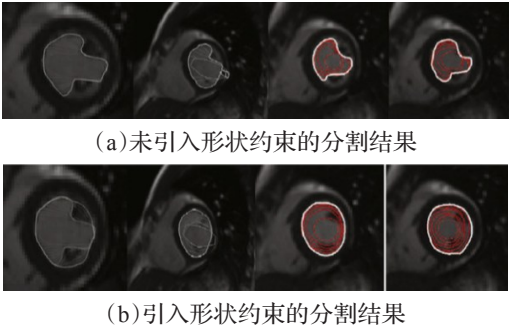


图3 基于梯度向量卷积的Snake模型的分割图

除了乳头肌对分割结果产生影响,同时MRI图像还存在伪影、图像灰度不均等问题。2003年,Santarelli^[14]等在GVF Snake模型的基础上,采用非线性各向异性

扩散滤波来减少灰度不均匀性和选择性保护边缘,该方法能有效地克服因为血液流动而造成的伪影。2006年,石澄贤等^[15]采用各向异性方程对图像扩散平滑和边缘增强,构建新的外力场。2013年,赵焕辉^[16]结合多尺度小波变换抗干扰的优势改进GVF Snake模型,通过实验证明改进的GVF Snake模型,与GVF Snake模型相比,具有更强的抗噪干扰能力。

表1对几种典型的Snake模型的优缺点进行了归纳总结。

此类方法虽然能够提高分割的准确度,但是对初始轮廓的位置敏感,在处理拓扑结构复杂、有乳头肌的左心室时得到的结果不准确。因此该方法的发展趋势主要是通过改进能量泛函数的内外能量项,减少对初始轮廓的依赖从而提高分割的准确度。

3.2.2 几何活动轮廓模型

几何活动轮廓模型是由Malladi^[17]和Caselles^[18]分别提出,它的理论基础是曲线演化理论和水平集(Level Set)方法。在几何活动轮廓模型中,将轮廓曲线或曲面嵌入到高维水平集函数中,作为水平集函数的零水平集以隐函数方式表达。几何活动轮廓模型在曲线演化过程中能较好地保持曲线的拓扑完整性,对于不连续区域的分割能取得更好的效果。另外,几何活动轮廓对初始位置不敏感,初始轮廓可以设在任意一个位置而不影响收敛结果。

表2总结归纳了几种典型的几何活动轮廓模型的优点以及不足。其中,2003年,Paragios^[19]将形状约束与区域信息引入测地线活动轮廓模型中,同时演化两条曲线来分割左心室的内外膜。在研究中,Paragios使用一

表1 基于Snake模型的左心室分割

方法	优点	不足
基本Snake模型 ^[9]	计算速度快;克服了心脏MRI图像存在的噪声、伪影等问题,分割得到的结果是平滑的闭合曲线	由于乳头肌的形态各异,该方法没有明确考虑乳头肌的影响;同时当血池边缘与心肌组织对比度较差时轮廓易泄漏至外部
气球Snake模型 ^[10]	与分割目标形状无关,可以分割不同结构的左心室以及主动脉;对初始轮廓不敏感;加入抗缠结特征克服了心腔内乳头肌的影响	不适用于分割平行于扫描平面的较小血管;初始轮廓于目标轮廓相交时,会产生边界泄漏
GVF Snake模型 ^[14-16]	使用非线性各向异性扩散滤波克服了图像灰度分布不均的问题,有效的保留了心肌边缘;同时使用梯度矢量流作为外力扩大了模型的捕获区域	计算速度较慢;在心尖层面得到的分割结果不够准确;另外,当血池与心肌组织之间没有足够的对比度时,自动分割失败
GVC Snake模型 ^[13]	加入形状先验克服了心腔内乳头肌的影响	迭代次数多,计算速度慢;在处理灰度分布严重不均匀时,分割效率低

表2 基于几何活动轮廓模型的左心室分割

方法	优点	不足
GAC模型+区域信息+形状约束 ^[19-20]	能同时自动分割左心室内外膜;引入的区域信息和形状约束可以克服弱边界、伪影等问题	能量函数添加的项数较多,曲线演化较为复杂,分割效率低
驱动活动轮廓力+局部信息+全局信息 ^[21]	克服图像不均匀带来的影响;同时提高了处理弱边界的能力	能量函数添加的项数较多,曲线演化较为复杂,分割效率低
CV模型+形状先验 ^[22-23]	基于区域信息同时引入形状约束防止曲线从弱边界泄漏	难以处理MRI图像灰度分布不均匀的区域

个像素级随机水平集来表示形状约束,同时利用高斯混合模型拟合直方图得到区域信息,实验结果证明该方法可以提高分割的准确度。但该方法同样存在一些问题,由于能量泛函数添加的项数较多,曲线演化较为复杂,这使得计算的复杂度增加。2007年,刘复昌等^[20]在Paragios方法的基础上做了一定的改进。由于MRI图像区域灰度不一致且直方图不是理想的3峰值,而且对于求解高斯混合模型的期望最大化算法需要人工地给定初始值,因此刘复昌等采用 K 均值算法得到区域信息。2011年,张建伟^[21]等提出一种基于局部信息与全局特征的活动轮廓模型,该方法克服了图像灰度不均匀的影响,同时提高了模型处理图像弱边界的能力。2014年,Queirós等^[25]通过集成光流跟踪算法,将左心室的二维分割推广到四维的心肌跟踪。

基于几何活动轮廓模型分割左心室时,相较于参数活动轮廓模型能更好地跟踪心肌的拓扑变化,曲线的几何性质也使得计算更快捷,同时该方法也更容易扩展到更高的维度。但是由于此类方法的迭代过程复杂,因此速度较慢,难以取得真正的实时处理效果,与此同时该方法使用的是局部信息(例如曲线的曲率和法线),导致方法的鲁棒性差。因此对于此类方法的改进通常是加入先验知识(例如形状约束、重叠先验^[26]等)与区域信息作为全局指导信息,以增强模型的鲁棒性和提高分割结果的准确度。

3.2.3 统计模型

统计模型是活动轮廓模型的一个拓展,与活动轮廓模型相比较,统计模型方法可以融入先验知识使得分割更加精确,因此广泛应用于图像分割领域。统计模型主要包括主动形状模型(Active Shape Model,ASM)和主动外观模型(Active Appearance model,AAM)。

ASM模型^[27]的分割原理如图4所示,表3对几种典型的ASM模型进行了分析。

由于传统的主动形状模型仅仅利用了局部灰度信息,因此得到的效果不够精细。目前基于ASM模型的改进方法已经提出不少,主要是集中于局部特征的提取和描述。2003年,Ordas等^[28]将一组简化的微分不变量特征作为图像局部特征描述符。2006年,Abinaheb等^[29]提出一种结合主动形状模型与鲁棒点匹配技术的分割

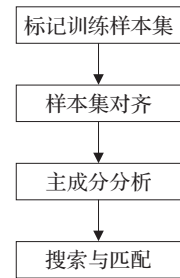


图4 ASM模型流程图

方法,该方法的特点是可以使用任何特征检测器来提取特征点。2010年,刘复昌等^[30]对提取到的纹理特征采用典型相关分析进行特征融合,并使用SVM分类器来确定边缘点。

ASM模型有效地融合了目标的几何信息、空间分布等信息,是一种有效的分割方法,但是还有以下问题需要解决:(1)ASM模型中的初始化定位影响着分割的准确度,对于一些几何特征不明显的目标,不易对其进行初始化;(2)分割的效率有待提高。而且ASM模型仅仅考虑了目标形状信息,为了得到准确的分割结果,在ASM的基础上提出了AAM模型。

主动外观模型是基于主动形状模型的图像分割算法,它相比较ASM分割结果更为精细,因此AAM在左心室的分割上应用较ASM更加广泛。

2002年,Mitchell等^[33]提出一种基于AAM模型的三维左心室分割方法,该方法根据根据心室表面的形状定义了一个标准化的圆柱坐标系实现了对左心室的分割。2003年,Üzümcü^[34]提出一种基于独立成分分析(Independent Component Analysis,ICA)的AAM模型,该方法能提高边界定位的精度,从而提高分割的准确度。2013年,Faghih等^[35]将主成分分析改为核主成分分析(Kernel Principal Component Analysis,KPCA)进行4D左心室提取。

AAM模型虽然能提高分割的准确度,但是AAM模型建立阶段较于ASM模型将花费更多的时间,因此其分割的效率还有待提高。

3.3 基于图谱的左心室分割方法

基于图谱的分割方法是通过专家预先分割好的图像作为先验知识来指导待分割的图像,主要分为两类:

表3 基于ASM模型的左心室分割

模型	模型特点	优点
IOF-ASM模型 ^[28]	将一组简化的微分不变特征作为局部图像描述子;同时加入形状先验	对于质量差的图像都能取得较好的分割结果
RASM模型 ^[29]	鲁棒点匹配技术替代最小二乘法,使模型沿着主动形状模型的变化模式变形	避免了在搜索与匹配过程中陷入局部最优的问题
ASM模型+特征融合策略 ^[30]	在ASM模型的基础上引入局部纹理特征;用SVM分类器替代ASM模型基于轮廓灰度匹配法	SVM的分类速度较快,同时SVM的学习泛化能力较高,适合高维的纹理特征分类
ASM模型+Adaboost学习算法 ^[31-32]	使用Adaboost学习算法来寻找最优的边缘特征	Adaboost算法获取的图像特征,与仅使用边缘或区域信息相比较,更能准确定位心室边缘位置

基于单图谱的分割方法、基于多图谱的分割方法。基于单图谱的分割方法虽然能达到分割效果但是由于模版的不确定性以及待分割图像的多样性,分割效果不佳。基于多图谱的分割方法主要由图谱与待分割图像之间的配准、配准后的标签映射以及标签融合3个部分组成。基于多图谱的分割方法融合了更多的先验知识,减少了待分割图像对模版的依赖。后者由于其良好的鲁棒性在医学图像的分割领域得到了广泛地应用,包括对大脑结构的分割^[36]、前列腺分割^[37-38]以及心脏分割^[39]。

2002年, M.Lorenzo-Valdés等^[40]将非刚性配准与Atlas模型相结合进行左心室分割,该方法能够实现准确的分割,但是由于舒张末期心肌的对比度低,因此分割仍然容易出现错误。M.Lorenzo-Valdés等的另一篇文献中,将期望最大化算法和马尔科夫随机场与Atlas模型相结合^[41]。上述传统的多图谱Atlas模型在进行图谱标签映射阶段往往采用基于多数表决的投票法(Majority Voting, MV),但这种方法没有考虑到图谱与待分割图像的差异性。2011年, Coupé等^[42]提出基于图像块的标签融合方法,该方法在一定程度上能克服基于多数表决的融合方法的缺陷。但是大多数多图谱分割方法在融合过程中只考虑了图像块的灰度值忽略了其他信息,因此2015年, Bai等^[39]将灰度值、梯度以及区域信息组成特征向量融入到多图谱分割中进行左心室分割,如图5所示。在图6中,对几种不同方法的分割图进行了比较。其中从上至下表示同一个人的心脏基底段切片,中间段切片和心尖段切片,从左至右分别表示原始图像,手动分割图,以及四种分割方法所对应的分割图。实验结果表明Bai等提出的方法比Coupé等^[42]的方法分割精度提高了0.02。

基于多图谱的分割方法是医学图像分割领域一个重要的研究方向,它克服了一些传统的模式识别方法没

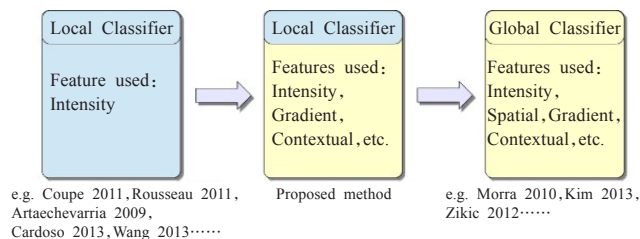


图5 联合部分分类法和全局分类法的分割方法图示

有利用先验知识的缺点,结合医学图像在结构上相似的特性,并利用已有专家先验知识,将其传播到待分割图像上完成最终的分割,一定程度上提高了左心室的分割精度。图谱标签融合是该方法的研究热点,标签融合策略的选择对最终的分割结果有极大的影响,因此如何通过改进融合策略以提高分割的准确度是未来的研究重点。

3.4 基于深度学习的左心室分割方法

深度学习是构建含有多隐层的机器学习架构模型,通过大规模数据进行训练,得到大量更具代表性的特征信息。深度学习能自主地从样本数据中学习图像特征,从本质上去描述图像特征而不需要依靠人工设计特征提取方式。深度学习不仅仅在图像识别中取得了显著的效果,同时在图像分割方面也取得了大量的研究成果。当前,在针对心脏MRI图像的左右心室分割研究中,基于深度学习的分割方法是研究热点,其分割精度较以前的传统方法有较大提高,在2015年由Kaggle举办的Second Annual Data Science Bowl的左心室分割比赛中,前三名获奖团队采用的都是深度学习方法。

2015年, Emad等^[43]构建了一个卷积神经网络来定位左心室,其网络结构如图7所示。2016年, Avendi等提出一种结合形变模型与卷积神经网络的左心室分割方法^[44]。在该方法中, Avendi等采用卷积神经网络来定位左心室,随后训练出一个栈式自编码器(stacked-AE)

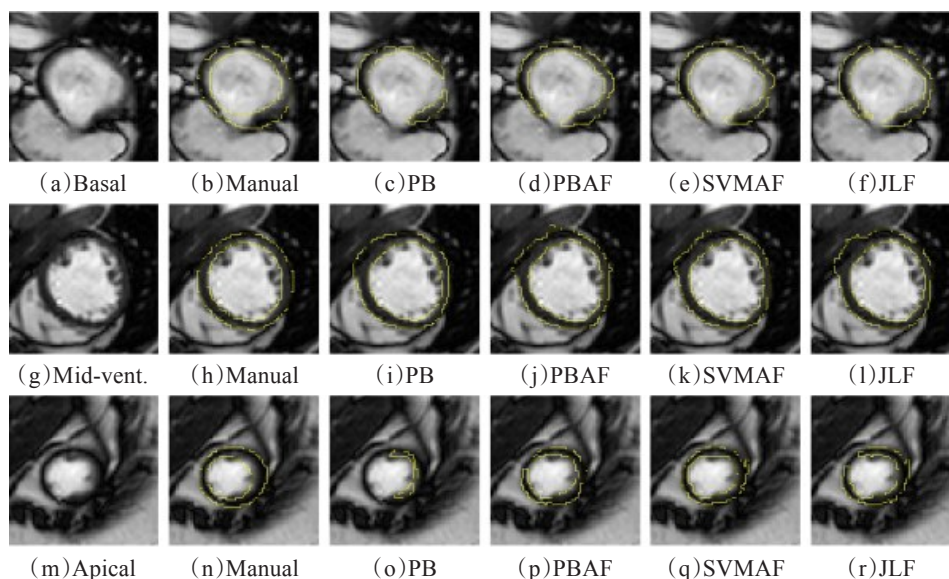


图6 不同算法的分割结果对比图

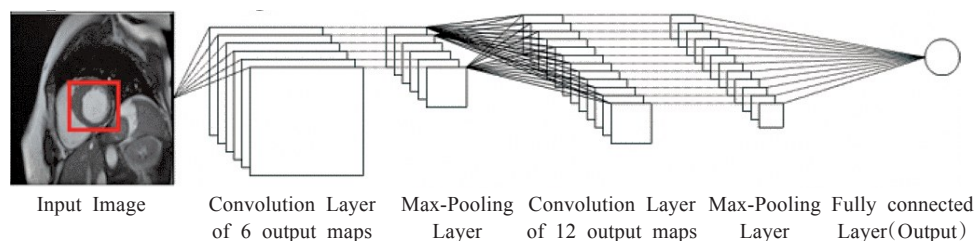


图7 CNN结构

来推断左心室的形状,最后结合形变模型提取出左心室的轮廓。该方法在提高分割效率的同时能很好地解决因为乳头肌和心外膜边界模糊而出现的边界泄漏问题。

但是传统的卷积神经网络不能直接实现分割,为此研究者们在此基础上提出了一系列改进。2015年,J Long等^[45-46]在卷积神经网络的基础上提出全卷积神经网络,将特征图通过转置卷积恢复至原图大小从而实现像素级别的分类,进而完成图像分割。2016年,P.V. Tran^[47]首次使用全卷积神经网络同时分割出左心室和右心室的内外膜。2018年,Nasresfahani等^[48]首先提取出ROI区域,在此基础上采用全卷积神经网络。该方法提高了分割精度,同时提高了模型的鲁棒性。在表4中,对这几种方法实现的分割结果进行了量化比较。2016,Poudel等^[49]采用递归全卷积网络(Recurrent Fully-Convolutional Networks, RFCN)^[50]解决多层心脏MRI分割问题并在心尖段的分割效果上有显著改善。图8分别对FCN和RFCN两种方法的分割效果进行了比较。

表4 分割结果的比较

	Accuracy	Dice	% Sensitivity
FCN on image	99.57	76.24	71.20
FCN on ROI	98.34	86.94	87.75
FCN on image+ post-process	99.64	79.51	71.62
FCN on ROI+ post-process	98.39	87.24	87.69

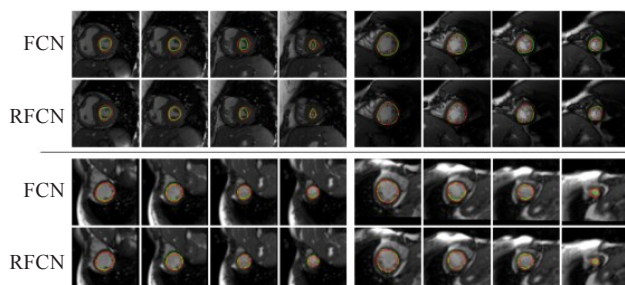


图8 分割结果图的比较

基于深度学习的分割方法在分割左心室时能自主地学习图像特征,而不需要考虑左心室本身的生理几何结构,具有较强的鲁棒性和容错性,分割效果也较为准确,相比传统的分割方法具有独特的优势。但是基于深度学习的分割方法在训练卷积神经网络模型时需要大量有标签的数据,这是保障实现良好分割效果的基础,

而标注数据通常需要专业医师完成,致使难以获取足够的标注数据。虽然现在也有一些标注好的公开的现有数据集,但这类心脏数据集非常有限,因此该类方法最大的问题就是训练数据不足。

4 总结与展望

左心室的准确分割是准确计算评估参数的前提,如左心室射血分数、左心室质量以及左心室容积等,这些参数是评价心脏功能的主要依据,具有重要的临床意义。本文根据不同的分割原理对当前典型和常见的各类MRI图像左心室分割方法进行分类,并详细地介绍了其发展过程、分割原理、分割效果以及分割效率。通过对以上各类算法的总结发现,分割精度高的方法都以时间为代价难以达到实时分割的要求如活动轮廓模型、基于图谱的分割方法以及基于深度学习的分割方法。基于图像特征的分割方法虽然分割效率高但是针对形状复杂的左心室其分割精度不能满足临床要求。

在未来的研究中,传统的分割方法仍然可能通过创新的图像特征描述模型实现分割精度的突破,使分割精度以及分割效率都大幅提高;对基于深度学习的分割方法可以着眼于以下几个方面:(1)基于深度学习的分割方法对数据集要求较高,另外训练模型的时间也很长,因此如何在小型数据集中训练卷积神经网络以及如何节省模型训练时间都是此类方法未来的研究重点。(2)迄今为止,深度学习还没有很好地与先验知识结合在一起,这是因为深度学习中的特征之间的关系大部分还是非透明的,并不是抽象的量化陈述,因此将现有的图像特征如纹理特征等引入深度学习中将是未来图像分割的研究方向。(3)深度学习的微型化,随着硬件的发展,各种医疗设备已经开始微型化,如手持式超声设备,故基于深度学习的分割算法的模型微型化也是未来发展的趋势。(4)尝试使用基于深度学习的分割算法分割3D的心脏MRI图像更具有临床意义,因此这也是该方法未来的研究重点。

参考文献:

- [1] Goshtasby A, Turner D A. Segmentation of cardiac cine MR images for extraction of right and left ventricular chambers[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995, 14(1):56-64.

- [2] 徐胜舟, 许向阳, 胡怀飞, 等. 基于改进动态规划的MR图像左心室分割[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2014, 32(2): 35-41.
- [3] Katouzian A, Prakash A, Konofagou E. A new automated technique for left- and right-ventricular segmentation in magnetic resonance imaging[C]//International Conf of IEEE Eng Med Biol Soc, 2006, 1: 3074-3077.
- [4] Pednekar A, Kurkure U, Muthupillai R, et al. Automated left ventricular segmentation in cardiac MRI[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2006, 53(7): 1425-1428.
- [5] Kurkure U, Pednekar A, Muthupillai R, et al. Localization and segmentation of left ventricle in cardiac cine-MR images[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2009, 56(5): 1360-1370.
- [6] Hu H, Liu H, Gao Z, et al. Hybrid segmentation of left ventricle in cardiac MRI using Gaussian-mixture model and region restricted dynamic programming[J]. Magnetic Resonance Imaging, 2013, 31(4): 575-584.
- [7] Sreemathy R, Patil R S, Shirude P. Hybrid algorithm for segmentation of left ventricle in cardiac MRI[J]. International Journal of Scientific and Research Publications, 2012, 2(6).
- [8] Kass M, Witkin A P, Terzopoulos D. Snake: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988.
- [9] Ranganath S. Contour extraction from cardiac MRI studies using snakes[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1995, 14(2): 328.
- [10] Makowski P, Sorensen T S, Therkildsen S V, et al. Two-phase active contour method for semiautomatic segmentation of the heart and blood vessels from MRI images for 3D visualization[J]. Comput Med Imaging Graph, 2002, 26(1): 9-17.
- [11] Cohen L D. On active contour models and balloons[J]. CVGIP Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218.
- [12] Cohen L D, Cohen I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1131-1147.
- [13] Wu Y, Wang Y, Jia Y. Segmentation of the left ventricle in cardiac cine MRI using a shape-constrained snake model[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2013, 117(9): 990-1003.
- [14] Santarelli M F, Positano V, Michelassi C, et al. Automated cardiac MR image segmentation: theory and measurement evaluation[J]. Medical Engineering & Physics, 2003, 25(2): 149-159.
- [15] 石澄贤, 王平安, 夏德深. Snakes外力场的改进及其左心室MRI的精确分割[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2006, 30(1): 80-84.
- [16] 赵焕辉. 基于GVF Snake模型的医学图像分割技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2013.
- [17] Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1995, 17(2): 158-175.
- [18] Caselles V. Geometric models for active contours[C]//International Conference on Image Processing, 1995: 9-12.
- [19] Paragios N. A level set approach for shape-driven segmentation and tracking of the left ventricle[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(6): 773-776.
- [20] 刘复昌, 尤建洁, 郭亮, 等. 结合Hough变换与测地线轮廓模型的MR图像左心室自动分割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(10): 1292-1297.
- [21] 张建伟, 方林, 陈允杰, 等. 基于活动轮廓模型的左心室MR图像分割[J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2670-2673.
- [22] 段先华, 夏德深. 基于目标监督的先验形状 level set模型分割心脏MR图像[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2006, 20(1): 55-60.
- [23] 段先华, 夏德深. 基于椭圆约束分割心脏MRI图像的水平集模型[J]. 计算机工程, 2007, 33(16): 20-22.
- [24] Berbari R E, Bloch I, Redheuil A, et al. An automated myocardial segmentation in cardiac MRI[C]//International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007: 4508-4511.
- [25] Queirós S, Barbosa D, Heyde B, et al. Fast automatic myocardial segmentation in 4D cine CMR datasets[J]. Medical Image Analysis, 2014, 18(7): 1115-1131.
- [26] Ben A I, Li S, Ross I. Embedding overlap priors in variational left ventricle tracking[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(12): 1902-1913.
- [27] Cootes T F, Taylor C J. Combining point distribution models with shape models based on finite element analysis[J]. Image & Vision Computing, 1995, 13(5): 403-409.
- [28] Ordas S, Boisrobert L, Huguet M, et al. Active shape models with invariant optimal features (IOF-ASM) application to cardiac MRI segmentation[C]//Computers in Cardiology, 2003: 633-636.
- [29] Abinahed J, Jolly M P, Yang G Z. Robust active shape models: a robust, generic and simple automatic segmentation tool[C]//LNCS 4191, 2006: 1-8.
- [30] 刘复昌, 徐丽燕, 孙权森, 等. 结合ASM及特征融合策略的Tagged MR左心室分割[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(10): 160-164.
- [31] Qian Z, Metaxas D N, Axel L. A learning framework for the automatic and accurate segmentation of cardiac tagged MRI images[C]//International Conference on Computer Vision for Biomedical Image Applications, 2005: 93-102.

- [32] Li S, Zhu L, Jiang T. Active shape model segmentation using local edge structures and AdaBoost[C]//Medical Imaging and Augmented Reality: Second International Workshop, MIAR2004, Beijing, China, 2004: 121-128.
- [33] Mitchell S C, Bosch J G, Lelieveldt B P F, et al. 3-D active appearance models: segmentation of cardiac MR and ultrasound images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(9): 1167-1178.
- [34] Üzümcü M, Frangi A F, Sonka M, et al. ICA vs. PCA active appearance models: application to cardiac MR segmentation[C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2003, Montréal, Canada, 2003: 451-458.
- [35] Faghih R S, Aghaeizadeh Z R. 4D statistical shape modeling of the left ventricle in cardiac MR images[J]. International Journal of Computer Assisted Radiology & Surgery, 2013, 8(3): 335-351.
- [36] Hao Y, Wang T, Zhang X, et al. Local Label Learning (LLL) for subcortical structure segmentation: application to hippocampus segmentation[J]. Human Brain Mapping, 2014, 35(6): 2674-2697.
- [37] Wu Y, Liu G, Huang M, et al. Prostate segmentation based on variant scale patch and local independent projection[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2014, 33(6): 1290-1303.
- [38] Liao S, Gao Y, Lian J, et al. Sparse patch-based label propagation for accurate prostate localization in CT images[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2013, 32(2): 419-434.
- [39] Bai W, Shi W, Ledig C, et al. Multi-atlas segmentation with augmented features for cardiac MR images[J]. Medical Image Analysis, 2015, 19(1): 98-109.
- [40] Lorenzo-Valdés M, Sanchez-Ortiz G I, Mohiaddin R, et al. Atlas-based segmentation and tracking of 3D cardiac MR images using non-rigid registration[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2002: 642-650.
- [41] Lorenzo-Valdés M, Sanchez-Ortiz G I, Mohiaddin R, et al. Segmentation of 4D cardiac MR images using a probabilistic Atlas and the EM algorithm[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2003: 255-265.
- [42] Coupé P, Manjón J V, Fonov V, et al. Patch-based segmentation using expert priors: application to hippocampus and ventricle segmentation[J]. Neuroimage, 2011, 54(2): 940-954.
- [43] Emad O, Yassine I A, Fahmy A S. Automatic localization of the left ventricle in cardiac MRI images using deep learning[C]//International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society, 2015: 683.
- [44] Avendi M R, Kheradvar A, Jafarkhani H. A combined deep-learning and deformable-model approach to fully automatic segmentation of the left ventricle in cardiac MRI[J]. Medical Image Analysis, 2016, 30: 108.
- [45] Long J, Shelhamer E, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 3431-3440.
- [46] Shelhamer E, Long J, Darrell T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(4): 640-651.
- [47] Tran P V. A fully convolutional neural network for cardiac segmentation in short-axis MRI[J]. arXiv: 1604.00494, 2017.
- [48] Nasresfahani M, Mohrekesh M, Akbari M, et al. Left ventricle segmentation in cardiac MR images using fully convolutional network[J]. arXiv: 1802.07778, 2018.
- [49] Poudel R P K, Lamata P, Montana G. Recurrent fully convolutional neural networks for multi-slice MRI cardiac segmentation[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2016, 3824(1): 164-173.
- [50] Valipour S, Siam M, Jagersand M, et al. Recurrent fully convolutional networks for video segmentation[C]//IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision, 2017: 29-36.