

# 深度学习辅助心脏磁共振图像后处理与自动测量研究

卢升再 鲁鹏 (通讯作者) 徐根深 龚永泉 段凤莲

保山市人民医院 云南 保山 678000

**摘要:** 心脏磁共振是评估心脏结构与功能的重要影像技术, 其后处理流程具有劳动密集型与操作者依赖性的特点。为优化分析效率并增强客观性, 本研究采用深度学习技术实现图像后处理与功能参数测量的自动化。研究聚焦于构建用于心肌分割的卷积神经网络模型, 并基于此研发心室功能参数自动测量算法。通过对心脏电影序列图像实施精准的心内膜与心外膜轮廓识别, 实现对心室容积、射血分数、心肌质量等关键指标的快速量化。此方法旨在构建一个高效、可复现的自动化分析框架, 以应对日益增长的临床影像数据处理需求, 为心脏疾病的精准诊断提供技术支持。

**关键词:** 心脏磁共振; 深度学习; 图像分割; 自动测量

**DOI:**10.12417/2982-3838.25.01.012

心脏磁共振成像技术凭借其出色的软组织对比度和无电离辐射的优点, 在诸多心脏疾病诊断、治疗决策及预后判定方面起着非常关键的作用, 电影序列成像可动态显示心动周期内心脏结构的改变情况, 从而给定量评价心功能赋予精准的解剖学根基, 不过, 从大量原始图像当中获取具有临床意义的定量信息, 必须经过一系列繁杂的后处理操作, 传统后处理手段大多依靠放射科医师或者技师手动或者半自动勾画心肌轮廓, 如此一来, 耗费的时间非常漫长, 而且测量结果极易受到操作者主观判断, 经验和工作量等因素的影响, 造成测量结果缺乏重复性和一致性。伴随着深度学习技术在医学影像方面的快速发展, 它所具备的强大图像特征学习以及识别能力给解决以上难题带来了新的出路, 利用深度学习模型自动识别并分割心脏结构, 有望把心脏磁共振后的处理从繁杂的人力劳动中解放出来, 让整个流程更加标准且自动化, 进而大幅度提高诊断速度和数据准确性。

## 1 心脏磁共振图像后处理的技术现状与挑战

心脏磁共振功能分析的技术核心在于对心动周期中舒张末期与收缩末期时相的左、右心室进行精确的轮廓分割。常规临床工作流涉及在短轴位电影图像上逐层勾画心内膜与心外膜边界, 进而通过辛普森积分法或面积长度法计算心室容积, 并衍生出每搏输出量、射血分数等一系列评价心脏泵血功能的核心指标。此外, 通过心外膜与心内膜圈定的区域可计算心肌质量, 对判定心肌肥厚等病理改变至关重要。然而, 该流程的固有局限性日益凸显: 首先, 时间成本高昂, 单例患者的心功能分析耗时可达 15-30 分钟, 在高通量的临床环境中构成瓶颈; 其次, 测量结果存在显著的观察者间变异性, 不同操作者对于心肌边界, 尤其是心尖、基底、乳头肌的界定存在差异, 该差异可导致心室容积测量误差高达 10%-

15%, 进而影响临床决策的准确性; 再者, 对于右心室等不规则形态结构的勾画, 其结果的可靠性更难保证。因此, 寻求一种能够超越人工操作局限, 实现快速、精确且可重复后处理的技术方案, 是本领域亟待解决的技术难题<sup>[1]</sup>。

## 2 基于深度学习的心肌分割模型构建

### 2.1 图像数据集预处理方法

原始的心脏磁共振图像, 在用于模型训练之前, 要经过一系列标准的预处理流程, 以剔除无关变量对模型学习产生的干扰, 首先是对图像强度执行归一化处理, 因为不同的扫描设备, 不同的扫描参数, 甚至不同的患者, 都会造成图像灰度范围存在很大差别, 把像素强度压缩到一个统一的区间, 像 0 到 1, 这样可以加快模型的收敛速度, 并且让模型更加稳定, 然后是空间尺寸的统一, 把不同分辨率的图像利用插值算法调整成固定的尺寸, 保证输入到神经网络中的数据具有相同的维度。数据加强是防止模型过拟合、改进其泛化能力的重要环节, 给训练图像加上随机的几何改变, 比如转动, 移动, 缩小或者拉伸, 能够模仿实际成像时也许出现的各种位置和形状改变, 进而丰富训练样本的种类, 这些预先处理的操作一起形成了塑造一个可靠又准确的分割模型的数据根基。

### 2.2 卷积神经网络结构选择

心脏磁共振图像分割任务里, 卷积神经网络的结构选择直接影响最后的分割精度, 由于医学影像分割要同时抓住图像的局部细节特征和全局上下文信息, 所以编码器-解码器结构, 尤其是 U-Net 这类网络模型, 有着很好的表现, 这种结构包含一个用来提取特征的收缩路径 (编码器), 还有一个用来准确恢复空间分辨率的上采样路径 (解码器), 编码器通过连续的卷积和池化操作, 逐渐减小特征图的空间尺寸, 而

且加大特征通道数目,得到对图像内容高度抽象的表示。而解码器则通过反卷积或者上采样的方式,把这些抽象的特征一步步地映射到原始图像的大小上,并且通过跳跃连接的方式把编码器里对应层次的浅层特征也融合进来,这样就使得模型在做像素级别的分类的时候能够把深层的语义信息和浅层的位置细节信息结合起来,这对于准确地勾勒出心内膜和心外膜这样的精细结构非常重要<sup>[2]</sup>。

### 2.3 模型训练与参数优化策略

模型训练的核心目标在于通过反向传播算法,在复杂的参数空间中搜寻一组最优网络权重,以实现预测分割图与真实标签(Ground Truth)之间的高度一致性。此过程中,损失函数的选择至关重要。鉴于心脏磁共振图像中心肌与背景区域像素数量的悬殊比例,传统的交叉熵损失函数可能导致模型过度关注背景类,从而忽略心肌边界细节。因此,本研究采用基于区域重叠度的Dice损失函数作为主要优化目标。为进一步平衡分割的整体性与边界的精确性,可采用Dice损失与Focal Loss或加权交叉熵损失相结合的混合损失函数(Hybrid Loss),这种策略能同时强化对难分像素(如边界像素)的学习,从而提升模型的综合分割性能。

为确保模型能够泛化至未见过的临床数据,必须采用有效的正则化技术以规避过拟合。除了应用基于验证集性能的“早停”(Early Stopping)机制外,L2权重衰减(Weight Decay)也是一种常用的策略,它通过在损失函数中加入对权重的惩罚项来限制模型复杂度。优化器方面,选用Adam等自适应学习率算法能加速收敛进程。同时,精细化的学习率调度策略,如余弦退火(Cosine Annealing)或阶段性衰减,有助于模型在训练后期跳出局部最优解,逼近全局最优解。此外,为充分利用有限的标注数据并获得稳健的性能评估,通常采用k折交叉验证(k-fold Cross-validation)来训练和评估模型,确保最终模型选择的可靠性与公正性。

### 2.4 分割结果的后处理与修正

深度学习模型输出的原始分割掩码可能存在解剖学不合理之处,如微小伪影、孤立像素簇或边界不平滑等。因此,对分割结果进行适度的后处理,是提升其临床应用价值的必要环节。常用的后处理技术包括形态学操作(如开运算与闭运算),可有效移除噪声并填充内部微小空洞。此外,可应用连通组件分析,保留与目标结构关联的最大连通域,剔除其余无关分割碎片。对分割轮廓应用曲线拟合或平滑算法,可使其边缘更符合生理形态的连续性。这些后处理步骤旨在优化分割结果的解剖学保真度,为后续基于此的定量测量提供更精确、可靠的依据,确保自动化流程的最终输出符合临床标准<sup>[3]</sup>。

## 3 心室功能参数的自动测量实现

### 3.1 左心室容积与射血分数的计算

得到准确的左心室心内膜分割掩码之后,就可以自动算出一系列重要的心功能参数,对每一个短轴位层面而言,心内膜围成的区域面积可通过计算掩码内部像素数目再乘以每个像素代表的实际面积来求得,按照辛普森法则,把从心尖到心底所有层面在舒张末期和收缩末期的心腔面积相加起来,然后乘以层面厚度(含层面间距),就能算出左心室舒张末期容积(LVEDV)和收缩末期容积(LVESV)。基于这两个关键容积值,其他重要的功能指标也就随之而定,每搏输出量(SV)是从LVEDV中减去LVESV得到的,而左心室射血分数(LVEF),也就是每搏输出量与舒张末期容积之比,在临床上用来衡量心脏收缩功能的最常用指标之一,整个计算过程都是依托分割结果完成的,不需要人工参与,从图像到功能参数的转换实现了自动化。

### 3.2 右心室功能参数的量化

右心室因其新月形的复杂三维结构,且与左心室共享室间隔,导致其手动轮廓勾画与容积测量的难度及变异性均高于左心室。深度学习模型凭借其学习到的解剖特征先验,能够稳定地描绘右心室心内膜边界,从而对右心室功能进行量化评估。与左心室计算方法类似,通过对舒张末期与收缩末期所有短轴位层面的右心室心腔面积进行积分,可自动化获得右心室舒张末期容积(RVEDV)和收缩末期容积(RVESV)。该模型进而能够精确计算右心室每搏输出量(RVSV)与射血分数(RVEF)。这种自动化方法克服了手动勾画,尤其是在肺动脉瓣与三尖瓣瓣环层面界定上的不确定性,提供了一个统一的分割标准,显著提升了右心室功能评估的准确性与可重复性<sup>[4]</sup>。

## 4 深度学习技术在特殊心脏成像分析中的应用探索

### 4.1 心肌组织参数化特征成像

心肌组织特征参数化成像,比如T1mapping、T2mapping以及细胞外容积(ECV)定量技术,可以无创地体现心肌组织的内在病理生理状况,诸如弥漫性纤维化和水肿,而这些技术的后处理也需准确地圈定心肌感兴趣区(ROI),从而得到定量的参数值,手动圈定ROI既费时又费力,针对弥漫性病变而言,微小的圈定差别就会造成测量值出现较大波动。深度学习模型能够被训练去在这些参数图上自动分割出左心室心肌,甚至能根据美国心脏协会(AHA)的16或者17分段模型自动划分心肌节段。这种自动化的分割极大的提升了工作效率,保证了ROI放置的一致性,使得纵向随访以及不

同中心之间研究结果的可比性更强，为心肌病变的精细化、定量化的评估提供了强有力的工具<sup>[5]</sup>。

#### 4.2 晚期钆增强图像中疤痕的量化分析

晚期钆增强 (Late Gadolinium Enhancement, LGE) 成像，这是评判心肌存活状况，识别心肌梗死后疤痕以及非缺血性心肌纤维化情况的黄金准则，疤痕的面积与是否贯穿整个心肌层，这是预估心律失常危险程度并判定预后的重要要素，以往，疤痕的量化主要依靠人工勾勒或者借助信号强度阈值 (标准差法) 的半自动化手段，这些办法主观性很强，而且对于那些边界不清楚或者信号强度不典型的病灶识别效果较差。深度学习模型，尤其是被大量 LGE 图像所训练的分割网络可以学到心脏疤痕复杂而又独特的形状和纹理，从而做到自动区分正常的心肌和疤痕，以及准确分割梗死核心和灰区 (border zone)，可以快速而客观地得出疤痕占据心肌总质量百分比的数据，而且可以对疤痕做三维重建和空间分布的观察，给临床诊断提供更完备的信息。

#### 5 结语

深度学习技术给心脏磁共振图像的后处理和自动测量带来革命性的改变，它创建起高精确度的自动分割模型，可以做到对心脏结构尤其是左、右心室的快速、准确识别，在此基础上，诸如心室容积，射血分数，心肌质量等关键功能参数被自动化算出，这极大地改善了分析速度，还有效地缩减了由于操作者主观因素造成的测量波动，通过研究显示，这

种技术不但适用于普通的电影序列图像分析，在更为复杂的比如心肌组织特征参数化成像，晚期钆增强疤痕量化以及四维流动数据处理这些应用场景当中同样显示出巨大的潜力。将来，模型的泛化能力不断提升，深度学习辅助的自动化分析工具会跟临床工作流程结合得更深，成为心脏磁共振检查的常规部分，给心脏疾病的临床诊治给予更精确，快速又可靠的定量依据。

#### 参考文献：

- [1] 代佳欢, 唐晓英, 郭瑞. 不同深度学习网络在心脏磁共振图像自动分析中的性能研究 [J]. 北京生物医学工程, 2024, 43 (06): 551-558.
- [2] 刘从军, 徐佳陈, 肖志勇, 等. 基于深度学习的心脏磁共振图像自动分割算法 [J]. 计算机工程与科学, 2022, 44 (09): 1646-1654.
- [3] 马啸天, 李书芳. 基于深度学习的核磁共振图像智能分割算法研究 [J]. 中国传媒大学学报 (自然科学版), 2021, 28 (03): 16-24.
- [4] 刘泽奇, 王宁, 张冲, 等. 基于轻量化网络与知识蒸馏策略的心脏核磁共振图像分割 [J]. 生物医学工程学杂志, 2024, 41 (06): 1204-1212.
- [5] 吕晓龙, 李密. 深度学习图像识别辅助原子力显微镜单细胞力学特性精准高效探测 [J]. 生物化学与生物物理进展, 2024, 51 (02): 468-480.