

文章编号: 1006-2475(2020)10-0044-07

基于3D全卷积深度神经网络的脑白质病变分割方法

赵欣¹, 石德来¹, 王洪凯²

(1. 大连大学信息工程学院, 辽宁 大连 116622; 2. 大连理工大学生物医学工程学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 脑白质病变影像的自动分割对于大脑疾病的临床诊断和研究具有重要的辅助作用。目前, 研究者们主要采用深度学习解决脑白质病变部位的自动分割问题, 虽取得一定成果, 但仍存在分割精度不高、小病变无法被精确分割的问题。本文提出一种融合残差、金字塔池化和注意力机制的3D全卷积深度神经网络模型。该模型采用残差连接避免深层网络的梯度消失; 采用金字塔池化聚合更多的上下文信息; 采用注意力机制定位感兴趣的目标。各模块顺次衔接, 构建具有较强学习能力的卷积模块链, 并在链条两端分别附加上、下采样结构, 形成完整的端到端模型。实验在MICCAI 2017数据集上进行, 结果表明, 本文方法的分割结果DSC得分为0.762, 召回率为0.727, 精确率为0.801, 特异性为0.991, 优于对比的其他方法。

关键词: 分割; 脑白质高信号; 金字塔池化; 注意力机制

中图分类号: TP391 文献标志码: A DOI: 10.3969/j.issn.1006-2475.2020.10.009

Segmentation of White Matter Lesions Based on 3D Full Convolutional Deep Neural Network

ZHAO Xin¹, SHI De-lai¹, WANG Hong-kai²

(1. School of Information Engineering, Dalian University, Dalian 116622, China;

2. School of Biomedical Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: The automatic segmentation of brain white matter lesions has an important auxiliary role in the clinical diagnosis and research of brain diseases. At present, researchers mainly use deep learning method to solve the problem of automatic segmentation of white matter lesions. Although some achievements have been achieved, there are still problems of low segmentation accuracy and small lesions can't be segmented precisely. In this paper, a fully convoluted 3D deep neural network model is proposed, which integrates residual, pyramid pooling and attention mechanism. In this model, the residual net is used to avoid the gradient disappearance; pyramid pooling is used to aggregate more context information; attention mechanism is used to locate the region of interest. All modules are connected in order to build a convolutional module chain with strong learning ability, and the up and down sampling are attached at both ends of the chain to form a complete end-to-end deep neural network model. The experiment is carried out on the MICCAI 2017 data set. Experimental results show that compared with other methods, the DSC score of this paper is 0.762, the recall rate is 0.727, the accuracy rate is 0.801, the specificity is 0.991, and the segmentation results are better than those mentioned in other literatures.

Key words: segmentation; white matter hyperintensities; pyramidal pooling; attention mechanism

0 引言

脑白质病变通常在核磁共振成像(Magnetic Resonance Images, MRI)的T2液体衰减反转恢复序列(Fluid-attenuated Inversion Recovery, FLAIR)影像上表现为高信号, 因此, 又称脑白质高信号(White Mat-

ter Hyperintensities, WMH)。该病变常见于老年人的大脑中, 并与各种神经性疾病紧密相关。目前的研究表明, 小血管疾病^[1]、多发性硬化症^[2]、帕金森病^[3]、中风^[4]、阿尔兹海默病^[5]和痴呆症^[6]等均会导致WMH。因此, 对WMH的研究已成为诊断和治疗神经性疾病患者的关键因素。

收稿日期: 2020-03-01; 修回日期: 2020-03-26

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61971424); 辽宁省自然科学基金指导计划项目(2019-ZD-0305); 大连市科技创新基金资助项目(2018J12GX042, 2019J13SN100)

作者简介: 赵欣(1974—), 女, 辽宁大连人, 副教授, 博士, 研究方向: 人工智能, 数字医学图像处理, E-mail: zx38610@yeah.net; 石德来(1996—), 男(回族), 黑龙江鹤岗人, 硕士研究生, 研究方向: 人工智能, 数字医学图像处理, E-mail: 1604138705@qq.com; 王洪凯(1980—), 男, 辽宁大连人, 副教授, 博士, 研究方向: 人工智能, 数字医学图像处理, E-mail: wang.hongkai@dlut.edu.cn。

由于 WMH 的分布不均匀,大小不一致,导致很多小的病变区域很难被分割。同时,在 MRI 成像过程中,WMH 会受到信号不均匀、噪声等的干扰导致分割结果不精确。因此,WMH 的检测仍然是一个困难的过程。由于数据集和评估标准的多样性,对 WMH 自动分割结果的评估比较困难,通常以 DSC 系数(Dice Similarity Coefficient)来衡量,当 DSC 系数高于 0.7 时,该方法被认为是好的^[7]。

目前针对 WMH 的分割方法主要包含以下 3 种:人工分割、基于机器学习的分割和基于深度学习的分割。由于大脑 MRI 成像包含很多切片,导致手动的分割方法费时费力,而且容易出错,基于机器学习的方法需要手动地提取特征,但人们很难找到准确的 WMH 特征,因此分割精度不高。近年来人们主要使用深度神经网络方法进行图像分割。

1 相关方法

自 2006 年以来,Hinton 等人^[8]提出了深度学习方法,使得卷积神经网络在各种应用中取得了巨大的成功,尤其是在视觉和语音处理的领域,引起了更多人研究深度学习的热潮。在视觉领域,传统卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)^[9]的强大之处在于它的多层神经网络结构能够自动学习影像的深层特征,但人们在处理图像时发现该网络并不能定位空间位置信息。于是,Ghafoorian 等人^[10]将 CNN 用于 WMH 分割,提出了多种基于位置特征的深层 CNN 架构。Akkus 等人^[11]对脑部 MRI 进行定量分析。他们将网络模型分为 3 类:按块训练的 CNN 架构,按语义训练的 CNN 架构,以及级联 CNN 架构。Rachmadi 等人^[12]提出了一种将空间信息加入 CNN 网络中的方法,该方法通过对 MRI 图像的处理生成 4 个含有空间位置信息的图像,将 4 幅图像和原始的 MRI 共同作为输入,实验结果显示,通过引入 GSI(Global Spatial Information),解决了无法定位的问题,虽然 CNN 的性能相比传统的机器学习算法要好很多,但其结果依然不能让人满意,尤其是在 DSC 上,只有 0.5 左右的结果,说明 WMH 分割在方法上还需要很大的改进。

2015 年 Long 等人^[13]提出了 FCN(Fully Convolutional Network)语义分割算法,通过跳跃结构实现了全卷积神经网络在像素级上的端到端的训练,同时还能还原像素在原图中的位置,保留原始输入图像的空间信息,实现逐像素分类。同年,Ronneberger 等人^[14]提出了一种用于医学图像分割的全卷积网络结构 2D U-net,它是一种对称编码器—解码器的结构,该模型

在实验中取得了较好的结果。但由于大脑图像是三维结构,因此普遍采用 2 种方法分割 3D 数据,其中一种方法是通过将 3D 数据拆分成多个 2D 切片,第二种方法是将模型改为 3D 模型。相比于第二种方法,使用 2D 切片会忽略相邻切片的三维空间信息,降低分割精度。2016 年 Cicek 等人^[15]在 U-net 网络中使用 3D 卷积核,但该网络没有高效地学习到 MRI 图像的深层和浅层特征,导致结果不佳。2017 年 Xu 等人^[16]提出了一种基于 FCN 和迁移学习的脑白质高信号的快速自动分割方法,通过这种方法,在 MRI 图像上进行预处理并且分割 WMH 需要大约 10 s。2018 年,Wang 等人^[17]使用 FCN 的方法分割 WMH,对于大的病变部位分割的 DSC 分数可达 0.8 左右,但对于小的病变位置的 DSC 分数只有 0.65。2018 年 Zhang 等人^[18]提出了一种基于 U-net 的后处理技术,对不同随机初始化的 U-net 输出进行平均和阈值处理。这种方法与所用模型无关,它可以应用于其他的模型结构。这种后处理方法可以提高 WMH 分割的准确性。2019 年,Wu 等人^[19]提出了一种新颖的跳跃连接 U-net。该方法在预处理阶段引入了基于图集的方法,去除非脑组织,并在 U-net 模型的基础上加入跳跃连接,从而提高分割精度。2019 年,Jeong 等人^[20]采用带有膨胀卷积的 U-net 模型,通过膨胀卷积在 MRI 切片上学习更多的上下文信息,增强了网络识别大块 WMH 的概率。但分割精度只有 0.56,说明基于深度学习的网络结构还有待进一步的开发研究。

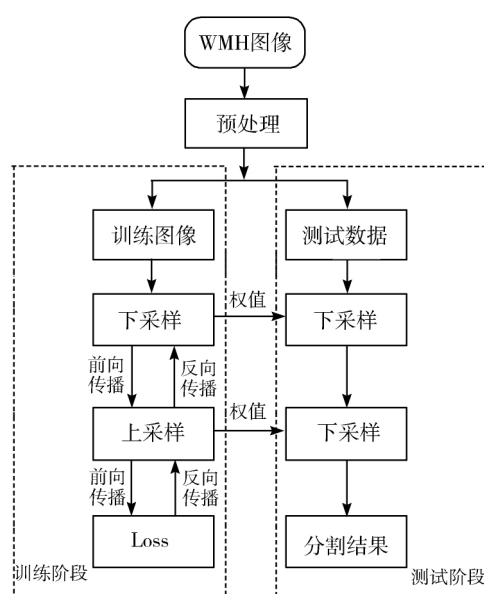


图1 分割方法流程图

本文方法的流程如图 1 所示,首先对数据集进行预处理,预处理主要包括数据增强、统一图像大小和归一化。将预处理后的图像分为训练集、验证集和测

试集。之后将训练集输入本文的网络中进行训练,经过下采样和上采样进行前向传播,得到的特征图与标签数据用于计算损失函数,然后反向传播训练模型参数,最后利用训练好的 3D 分割模型进行模型测试,得到测试数据的分割结果。

2 本文的网络结构

2.1 全卷积网络结构

传统的基于 CNN 的分割方法通常是像素周围的一个图像块作为 CNN 的输入进行训练和测试。但这种方法有很多缺点:

- 1) 存储开销很大。例如对某个像素所使用的图像块的大小为 5×5 , 则所需的存储空间为原来图像的 25 倍。
- 2) 由于相邻的像素块有大面积的重叠区域, 在对每个像素块逐个进行卷积运算时会多出很多重复的计算, 导致计算效率低。
- 3) 像素块的大小限制了感知区域的大小。通常像素块的大小比整幅图像的大小小很多, 因此每一个像素块只能提取图像的局部特征, 从而导致分割的性能受到影响。

本文采用语义分割的网络结构进行端到端的分割, 相比于传统 CNN 的区别在于没有全连接层, 将全连接层替换成卷积层, 对图像进行逐像素分类, 如图 2 所示。本文采用的模型先进行一次 $5 \times 5 \times 5$ 卷积和 $2 \times 2 \times 2$ 的池化, 目的是为了降低信息维度, 并扩展感受野; 之后依次连接残差模块、金字塔池化模块和注意力模块, 这些模块的整合可使网络具有较强的学习能力, 将模块的输出进行 $2 \times 2 \times 2$ 的上采样和 $3 \times 3 \times 3$ 的卷积; 将得到的特征图与第一次卷积池化后的特征图进行 concat (拼接), 通过拼接将低层特征和高层特征融合, 使网络学习上下文信息; 最后通过 sigmoid 激活函数还原图像大小并输出分割图像。

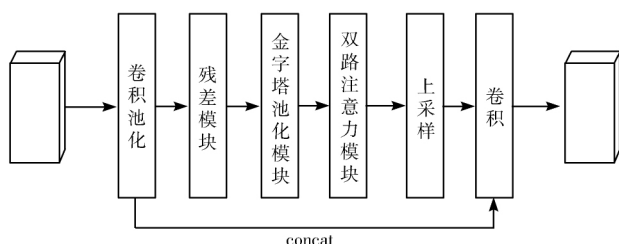


图2 本文方法全卷积网络结构图

2.2 残差模块

随着深度增加, 网络会出现一种退化现象, 此时训练的准确率会趋于平缓, 但是训练误差会变大。为了解决这种现象, 残差网络 (Residual Network, Res-

Net)^[21] 被提出。ResNet 不再像传统的 CNN 一样使用多个堆叠的层直接进行特征映射, 而是引用了一种残差映射, 将输入恒等映射到输出, 通过在残差块之间引入跳跃连接, 使上一个残差块的信息没有阻碍地流入下一个残差块, 从而提高信息的流通, 并避免梯度消失和梯度爆炸问题。

为此, 本文在网络中引入残差方法, 设计具有 4 个残差块的残差网络, 并在残差块的直连路径中加入一个 3D 卷积, 用于将输入 x 调整为不同的尺寸, 以便与主路径输出的数量和大小一致, 如图 3 所示。

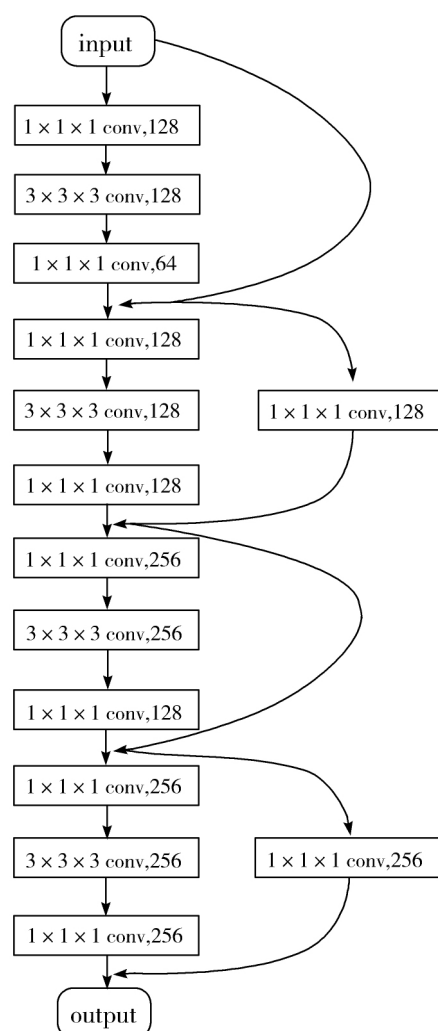


图3 残差模块图

2.3 金字塔池化特征提取模块

上述残差块中的卷积是在单一尺度下提取图像特征, 没有充足的上下文信息和不同感受野下的全局信息。为了保证分割效果, 需要让网络进行多尺度的特征学习。为此, 本文在残差模块后接入金字塔池化模块, 这一想法是受文献 [22] 的启发, 通过金字塔池化中的多个不同感受野大小的池化来提取不同尺度的图像特征。

金字塔池化模块的结构如图 4 所示。输入的特征图像首先经过平均池化产生 3 个不同的特征图像,池化率分别为 2、4、8。采用平均池化而不采用常见的最大值池化是因为最大池化是为了减少背景信息的影响,突出纹理特征,而本文接下来的模块中采用的注意力机制可以起到同样作用,因此不必在此处使用最大池化。此外,相比于最大池化,平均池化可以保留数据的整体特征,适合后续进行进一步的金字塔池化操作。随后,将平均池化后产生的 3 个不同尺度的特征图像分别送入 3 个并联的卷积路径进行 1×1 的卷积以降低维度,然后分别进行上采样至原始输入图像大小,最后将 3 条路径上的上采样结果拼接在一起获得多尺度融合特征。

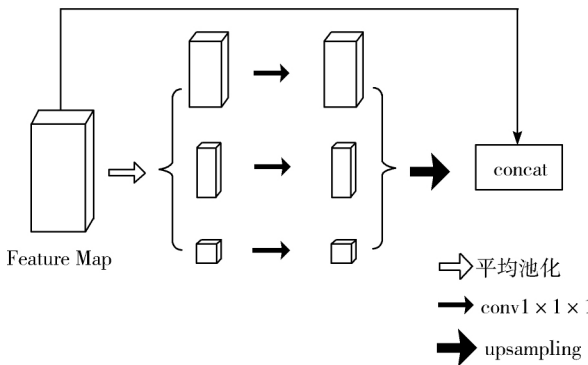


图 4 金字塔池化模块

2.4 注意力模块

注意力机制是由 Bahdanau 等人^[23]提出的,它源于对人类视觉的研究。核心思想是,当关注一幅图片时,人眼只会关注图像的一部分而不是整张图,也就是人的大脑对一幅图片各个部分的注意力并不完全相同,而且只会关注感兴趣的地方。注意力机制的提出有助于神经网络定位感兴趣的目标,因此,本文在模型中加入了文献[24]中提及的注意力模块,以增强定位的准确度,如图 5 所示。该模块包含 2 个并行的注意力子模块:位置注意力模块和通道注意力模块。

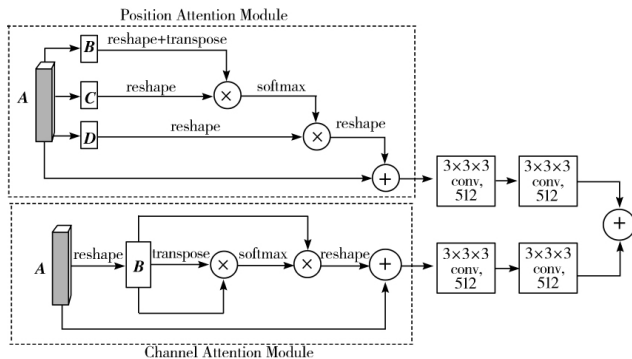


图 5 双路注意力模块

位置注意力模块通过所有位置特征的加权聚合

实现特征更新。如图 5 所示,先对 A 分别进行不同大小的卷积得到 B 、 C 、 D 。 B 、 C 的维度为 $S \times C \times H \times W$, D 的维度为 $S \times C \times H \times W'$ 。将 B 、 C 通过 reshape 变成 $H' \times W$ 大小 ($H' = S \times C \times H$),再将 B 的转置与 C 相乘得到 $H' \times H'$ 大小的矩阵,对于矩阵的每一个点进行 softmax,得到的矩阵图为 E 。将 D 调整形状变成 $H' \times W'$,再与 E 相乘并将形状调整为 $S \times C \times H \times W'$ 的矩阵,再与 A 进行相加得到最终的位置特征图。这种方法的好处在于一方面可以通过不同的卷积学习不同大小的位置特征,另一方面,与 B 、 C 不同大小的特征图 D 的加入可帮助网络进行反复的运算,加强了位置特征的学习。如公式(1)和公式(2)所示, S_{ji} 指特征图第 j 行第 i 列的元素,它等于 B 的第 i 列乘以 C 的第 j 列进行 softmax 运算,就是把得到的 S 按列求 softmax 运算,再赋值给 S_{ji} ; N 为像素的数量; D_i 是 D 的第 i 列, μ 是训练参数,也是自注意力参数,起到自动调节注意力机制的作用,将 S_{ji} 与 D 的第 i 列相乘累加再乘以 μ ,得到的值与 A 的第 j 列相加得到位置注意力模块的最终结果向量 P_{PAM} 。

$$S_{ji} = \frac{\exp(B_i C_j)}{\sum_{i=1}^N \exp(B_i C_j)} \quad (1)$$

$$P_{PAM} = \mu \sum_{i=1}^N S_{ji} D_i + A_j \quad (2)$$

通道注意力模块通过注意力机制学习任意 2 个通道映射之间的关系,通过通道的加权求和更新通道。原文献中采用 RGB 图像作为网络输入,通过通道注意力机制学习 RGB 三通道间的映射关系。本文同样采用通道注意力机制处理三维脑白质病变数据,该数据的每一层切片都对应一个通道,通过通道注意力机制可加强通道(切片)间的上下文相互关联。如图 5 所示,将 A 进行形状调整转换成 $H' \times W'$ 大小的特征图 B 。将 B 转置与 B 相乘,通过 softmax 再与 B 矩阵相乘,得到的特征图调整到原始形状,再与 A 相加得到通道特征图。如公式(3)和公式(4)所示, X_{ji} 指特征图第 j 行第 i 列的元素,它等于 B 的第 i 列乘以 B 的第 j 列再进行 softmax 运算,就是把得到的 X 按列求 softmax 运算,再赋值给 X_{ji} ; c 为通道的数量; b 是训练参数,将 X_{ji} 与 B 的第 i 列相乘累加再乘以 b ,得到的值与 A 的第 j 列相加得到通道注意力模块的最终结果向量 C_{CAM} 。

$$X_{ji} = \frac{\exp(B_i B_j)}{\sum_{i=1}^c \exp(B_i B_j)} \quad (3)$$

$$C_{CAM} = b \sum_{i=1}^c X_{ji} B_i + A_j \quad (4)$$

为了更好地利用注意力机制进行特征的学习,将

子模块的输出分别进行 2 次卷积运算,然后将得到的特征图逐元素相加实现特征的融合。

3 实验结果与分析

3.1 数据集与预处理

本文的数据集来自 MICCAI2017 挑战赛,使用来自荷兰和新加坡 3 家不同医院的 3 台不同扫描仪。3 台不同的扫描仪对应 3 个数据集,每个数据集包含 20 幅 MRI 图像,所有 MRI 图像都经过 SPM12 进行的偏置场不均匀性校正。本文选择带有标记信息的 FLAIR 图像,其中,每个对象的 FLAIR 图像都包含微小或更大的脑白质病变区域。本文对数据集采取进一步的预处理。首先通过数据增强来增加图像的数量,数据增强采用旋转变换、仿射变换和透视变换 3 种方法将原始的 60 幅图像扩增到 240 幅。考虑到不同扫描仪的 FLAIR 图像大小不一致,本文对所有 FLAIR 图像进行裁剪和填充,将所有轴片统一为 128×128 的大小,这样保证输入网络的图像大小保持一致,并丢弃了边缘的无用信息。其次,考虑到数据集中 FLAIR 图像体素值不一样,同时为了加快网络的收敛,本文对数据集进行归一化,将原始数据取值转化到 $[0, 1]$ 之间。为了在训练过程中调整参数,并测试图像分割的准确率,本文将预处理后的 240 幅图像分成 3 组:训练集、验证集和测试集。训练集占 70%,测试集和验证集各占 15%,因此,测试集共有 168 幅图像,其中 42 个原始数据,126 个增强数据;验证集和测试集一样总共有 36 幅图像,其中 9 个原始数据,27 个增强数据。

3.2 实验环境及参数

模型在谷歌云环境上进行训练。网络模型训练时,输入的图像包括训练集、验证集以及由专家分割好的标签。模型训练使用 Dice 损失函数和 Adam 优化算法,其中 Adam 的参数 lr (学习率) = 0.0001,好处是计算高效,内存使用很小。其他参数设置为:批大小为 3,迭代次数为 40 次,并设置当训练集上的损失函数在 4 个迭代周期内不再减小时停止训练。最后,使用测试集对训练好的 3D 网络进行测试,实现 WMH 的分割。

3.3 评价指标

为验证分割效果,对实验结果计算多种评价指标值,包括召回率(Recall)又称敏感性(Sensitivity)、精确率(Precision)、特异性(Specificity)以及 DSC 系数。

召回率是指被正确预测出来的 WMH 区域占真实 WMH 区域的比例,该指标用来评价本文方法分割出病变部位的能力;精确率是指被正确预测出来的 WMH 区域占本实验预测 WMH 区域的比例,该指标

用来评价本文方法正确分割 WMH 区域的能力;特异性是指被正确预测出来没有病变的区域占非病变区域的比例,该指标用来评价本方法对没有病变区域的分割能力;DSC 是指测试结果和真实标签的重合度,也是精确率和召回率的一种加权平均值,代表模型正确分割的能力。这些指标计算公式如式(5)~式(8)所示:

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (6)$$

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (7)$$

$$\text{DSC} = \frac{2 \cdot \text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (8)$$

其中,TP 是真阳性(True Positive),预测为 WMH 时,实际也是 WMH;FP 是假阳性(False Positive),预测为 WMH 时,实际为非 WMH;FN 是假阴性(False Negative),预测为非 WMH 时,实际为 WMH;TN 是真阴性(True Negative),预测为非 WMH 时,实际也为非 WMH。

3.4 实验结果及对比

本文实验分为 2 组分别进行对比。一组是对本文模型中使用的各模块进行对比测试,其结果如表 1 所示。另一组是与其他 WMH 分割的文献结果进行对比,结果如表 2 所示。

表 1 与其他方法的对比

分割模型	DSC	Recall	Precision	Specificity
残差	0.688	0.626	0.764	0.991
残差 + 注意力	0.713	0.708	0.718	0.987
3D Unet-9	0.741	0.694	0.795	0.997
本文方法	0.762	0.727	0.801	0.991

表 1 展示了不同网络结构对 WMH 进行分割的实验结果。首先对比未加入注意力机制的残差网络,以及加入了注意力机制的残差网络。发现后者的 DSC 和 Recall 值都比前者高(DSC 高 0.025,Recall 高 0.082),但 Precision 和 Specificity 值却比残差要低(Precision 低 0.046,Specificity 低 0.004)。说明双通道注意力机制的加入可以有效地捕捉全局的依赖关系和上下文信息,使得分割病变的能力略有提高,特别是小病变区域,但由于忽略了全局特征,导致分割的精准度降低。因此,本文方法在此基础上加入金字塔池化,通过金字塔池化实现多个尺度上的分割信息融合,实验结果显示,最终模型的 DSC 为 0.762,Recall 为 0.727, Precision 为 0.801, Specificity 为 0.991,前 3 项指标的结果都高于只加入其中一种模块的结果,说明通过注意力机制和金字塔池化的结合可以提高语义分割模型的分割能力。本文还采用 3D Unet-9 层网络进行 WMH 分割,结果表明该方法的 DSC 与 Precision 指标高于残差网络以及结合注意力

机制的残差网络,但低于本文方法。总的来说,结合了双路注意力机制和金字塔池化的语义分割模型,通过双路注意力机制捕捉位置之间的空间依赖关系和通道之间的通道依赖关系,采用金字塔池化获得多尺度特征信息,达到了提高分割结果的目的。

本文方法还与其他文献的方法进行了比较,如表 2 所示,Bento 等人^[25]采用的方法是传统的随机森林(Random Forests, RF); Xu 等人^[16]采用的方法是在 FCN 网络的基础上进行迁移学习; Jin 等人^[26]在 U-net 网络中加入残差块; Zhang 等人^[18]在 U-net 网络中加入后处理的算法; 刘亚龙等人^[27]则采用 U-net 与残差网络的融合,并在其中加入条件随机场,该方法的数据集与本文采用的数据集来源不同,其他文献的方法与本文所采用的数据均来自于同一数据集。

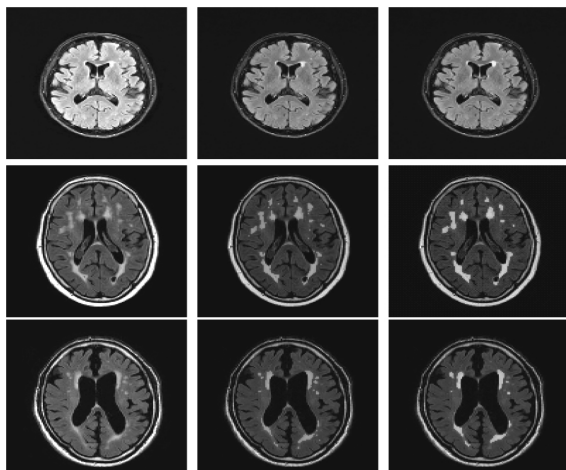
从表 2 中可以看出,传统的 RF 方法的 DSC 得分只有 0.5, Recall 为 0.27, Precision 为 0.29,是所有方

法中最低的,这说明传统的机器学习方法相比全卷积下采样—上采样的网络结构在图像分割领域中并不占据优势。本文方法的 DSC 得分领先于其他文献所使用的方法,说明本文在残差网络中加入的模块可以有效地提高分割结果。本文方法的 Recall 值为 0.73,能预测出 73% 的病变区域,相比于 Jin 等人^[26]采用的方法的 Recall 值为 0.81,本文方法分割病变部位的能力还有待提高,下采样—上采样的次数过少,也是导致模型没有学习到足够多细节特征的原因。本文方法的 Specificity 为 0.991,说明本文的模型对没有病变区域的分割能力很强。Precision 值为 0.8,说明本文的分割结果中有 80% 是正确的病变,相比于其他方法,本文方法的 Precision 值高出很多,说明本文方法误检的区域相对较少。综合所有的指标来看,本文方法的实验结果在各项评分标准上都高于其他文献的方法,分割效果更好。

表 2 与其他文献中方法的对比

对比内容	本文方法	文献[25]方法	文献[16]方法	文献[26]方法	文献[18]方法	文献[27]方法
模型	残差 + 注意力 + 金字塔池化	随机森林	FCN + 迁移学习	U-net + 残差块	U-net + 后处理	U-net + 残差 + CRF
数据集	MICCAI	MICCAI	MICCAI	MICCAI	MICCAI	某医院
DSC	0.76	0.50	0.73	0.75	0.69	0.625
Recall	0.73	0.27	0.63	0.81	未提及	0.697
Specificity	0.991	未提及	未提及	未提及	未提及	0.999
Precision	0.80	0.29	0.67	0.69	未提及	未提及

图 6 为 3 个病人的测试样本经过本文的模型分割出的结果。其中,图 6(a) 为 FLAIR 的原始图像,图 6(b) 为专家分割的标签与原始图像的结合,图 6(c) 为模型的分割结果。图 6(b) 中白点区域代表标签,图 6(c) 中白点区域表示分割后的 WMH 区域。从结果图可以看出,本文采用的模型分割的结果与标签差别不大,大面积的 WMH 分割效果良好,部分小面积的 WMH 能够分割出来,但仍有误判,尤其是颗粒状病变,这将成为未来 WMH 分割的重点和难点。



(a) FLAIR (b) 标签 (c) 分割结果

图 6 WMH 分割结果图

4 结束语

为了准确地分割脑白质病变区域,本文提出了一种结合注意力机制和金字塔池化的残差 3D 全卷积神经网络分割算法。通过实验表明,本文提出的金字塔池化与双通道注意力相结合的 3D 网络结构可以准确地分割脑白质病变,但对于小的病变部位分割结果不是很好,可能的原因是本文方法没有考虑噪声的干扰;并且在数据上,尽管本文使用了数据增强的方法增加了 MRI 图像的数量,但数据量过少依旧是导致实验结果精度不高的原因。后续的研究中将重点解决小病变区域的分割问题,以提高模型分割的准确性。

参考文献:

- [1] VAN NORDEN A G W, DE LAAT K F, GONS R A R, et al. Causes and consequences of cerebral small vessel disease. The RUN DMC study: A prospective cohort study. Study rationale and protocol [J]. BMC Neurology, 2011, 11: Article No. 29, DOI: 10.1186/1471-2377-11-29.
- [2] SCHOONHEIM M M, VIGEVEN R M, RUEDA LOPES F C, et al. Sex-specific extent and severity of white matter damage in multiple sclerosis: Implications for cognitive decline [J]. Human Brain Mapping, 2014, 35 (5): 2348-2358.

- [3] MARSHALL G A , SHCHELCHKOV E , KAUFER D I , et al. White matter hyperintensities and cortical acetylcholinesterase activity in parkinsonian dementia [J]. *Acta Neurologica Scandinavica* , 2006 , 113(2) : 87-91.
- [4] WEINSTEIN G , BEISER A S , DECARLI C , et al. Brain imaging and cognitive predictors of stroke and Alzheimer disease in the Framingham Heart Study [J]. *Stroke* , 2013 , 44(10) : 2787-2794.
- [5] HIRONO N , KITAGAKI H , KAZUI H , et al. Impact of white matter changes on clinical manifestation of Alzheimer's disease: A quantitative study [J]. *Stroke* , 2000 , 31(9) : 2182-2188.
- [6] SMITH C D , SNOWDON D A , WANG H , et al. White matter volumes and periventricular white matter hyperintensities in aging and dementia [J]. *Neurology* , 2000 , 54(4) : 838-842.
- [7] CALIGIURI M E , PERROTTA P , AUGIMERI A , et al. Automatic detection of white matter hyperintensities in healthy aging and pathology using magnetic resonance imaging: A review [J]. *Neuroinformatics* , 2015 , 13(3) : 261-276.
- [8] HINTON G E , OSINDERO S , TEH Y W. A fast learning algorithm for deep belief nets [J]. *Neural Computation* , 2006 , 18(7) : 1527-1554.
- [9] LECUN Y , BOTTOU L , BENGIO Y , et al. Gradient-based learning applied to document recognition [J]. *Proceedings of the IEEE* , 1998 , 86(11) : 2278-2324.
- [10] GHAFORIAN M , KARSSEMEIJER N , HESKES T , et al. Location sensitive deep convolutional neural networks for segmentation of white matter hyperintensities [J]. *Scientific Reports* , 2017 , 7: Article No. 5110 , DOI: 10.1038/s41598-01705300-5.
- [11] AKKUS Z , GALIMZANOVA A , HOOGI A , et al. Deep learning for brain MRI segmentation: State of the art and future directions [J]. *Journal of Digital Imaging* , 2017 , 30(4) : 449-459.
- [12] RACHMADI M F , DEL CARMEN VALDES-HERNANDEZ M , LEONORA FATIMAH AGAN M , et al. Segmentation of white matter hyperintensities using convolutional neural networks with global spatial information in routine clinical brain MRI with none or mild vascular pathology [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics* , 2018 , 66: 28-43.
- [13] LONG J , SHELHAMER E , DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [C]// *Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* . 2015: 3431-3440.
- [14] RONNEBERGER O , FISCHER P , BROX T. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]// *Proceedings of the 2015 International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* . 2015: 234-241.
- [15] CICEK O , ABDULKADIR A , LIENKAMP S S , et al. 3D U-net: Learning dense volumetric segmentation from sparse annotation [C]// *Proceedings of the 2016 International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention* . 2016: 424-432.
- [16] XU Y C , GERAUD T , PUYBAREAU E , et al. White matter hyperintensities segmentation in a few seconds using fully convolutional network and transfer learning [C]// *Proceedings of the 2017 International MICCAI Brainlesion Workshop* . 2017: 501-514.
- [17] WANG Z W , SMITH C D , LIU J D. Ensemble of multi-sized FCNs to improve white matter lesion segmentation [C]// *Proceedings of the 2018 International Workshop on Machine Learning in Medical Imaging* . 2018: 223-232.
- [18] ZHANG Y , CHEN W L , CHEN Y F , et al. A post-processing method to improve the white matter hyperintensity segmentation accuracy for randomly-initialized U-net [C]// *Proceedings of the 2018 IEEE 23rd International Conference on Digital Signal Processing (DSP)* . 2018 , DOI: 10.1109/ICDSP.2018.8631858.
- [19] WU J , ZHANG Y , WANG K , et al. Skip connection U-net for white matter hyperintensities segmentation from MRI [J]. *IEEE Access* , 2019 , 7: 155194-155202.
- [20] JEONG Y , RACHMADI M F , DEL CARMEN VALDES-HERNANDEZ M , et al. Dilated saliency U-net for white matter hyperintensities segmentation using irregularity age map [J]. *Frontiers in Aging Neuroscience* , 2019 , 11: Article No. 150 , DOI: 10.3389/fnagi.2019.00150.
- [21] HE K M , ZHANG X Y , REN S Q , et al. Deep residual learning for image recognition [C]// *Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* . 2016: 770-778.
- [22] ZHAO H S , SHI J P , QI X J , et al. Pyramid scene parsing network [C]// *Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* . 2017: 6230-6239.
- [23] BAHDANAU D , CHO K , BENGIO Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate [C]// *Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations* . 2015.
- [24] FU J , LIU J , TIAN H J , et al. Dual attention network for scene segmentation [C]// *Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* . 2019: 3141-3149.
- [25] BENTO M , DE SOUZA R , LOTUFO R , et al. WMH segmentation challenge: A texture-based classification approach [C]// *Proceedings of the 2017 International MICCAI Brainlesion Workshop* . 2017: 489-500.
- [26] JIN D K , XU Z Y , HARRISON A P , et al. White matter hyperintensity segmentation from T1 and FLAIR images using fully convolutional neural networks enhanced with residual connections [C]// *Proceedings of the 2018 IEEE 15th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI 2018)* . 2018: 1060-1064.
- [27] 刘亚龙 , 李洁 , 王颖 , 等. 基于精细化残差 U-Net 的新生儿局灶性脑白质损伤分割模型 [J]. *计算机应用* , 2019 , 39(12) : 3456-3461.