

基于3D体素增强和3D alpha背景分离的多发性硬化症病灶分割方法

孙颖¹, 张吟龙², 王鑫³, 曾子铭⁴, 毛海霞⁴

1. 中国医科大学附属第一医院重症医学科, 辽宁 沈阳 110001; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 3. 沈阳建筑大学信息与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 4. 深圳职业技术学院汽车与交通学院, 广东 深圳 518055

【摘要】目的:提出一种用于 T_1 加权像、 T_2 加权像和流体衰减反演恢复(Flair)磁共振图像的多发性硬化症(MS)病变分割方法。**方法:**首先基于3D图像增强技术,将高强度MS病变区域与其他组织区域区分开来。然后利用假阳性降低方法,去除一些强度和密度不均匀的假阳性目标区域(VOI),并利用颜色分割法去除白质之外的VOI。最后利用彩色MR技术生成3个区域,以便细化分割MS病变。**结果:**在CHB数据集上进行测试,得到真阳率均值为0.48, Dice相似系数均值为0.52。**结论:**该方法能够有效去除噪声及其他无关非病变组织,并能准确识别并分割MS病变,该方法的有效性、准确性能为后续的MS分割技术分析提供依据。同时为MS病变的预防治疗、病情跟踪提供客观、方便的诊疗方法。

【关键词】多发性硬化症; 病灶分割; 3D体素增强; 3D alpha背景分离; 颜色分割技术

【中图分类号】R318; R445.2

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2022)07-0834-06

Multiple sclerosis lesions segmentation based on 3D voxel enhancement and 3D alpha matting

SUN Ying¹, ZHANG Yinlong², WANG Xin³, ZENG Ziming⁴, MAO Haixia⁴

1. Department of Critical Care, the First Hospital of China Medical University, Shenyang 110001, China; 2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China; 3. College of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China; 4. School of Automotive and Transportation Engineering, Shenzhen Polytechnic, Shenzhen 518055, China

Abstract: Objective To propose a novel method for multiple sclerosis (MS) lesions segmentation in T_1 -weighted, T_2 -weighted and fluid-attenuated inversion recovery (Flair) MRI images. **Methods** MS lesions with high intensity were distinguished from other tissues using 3D image enhancement technology. Then, the false positive volume of interest (VOI) with uneven intensity and density were removed by the false positive reduction method, and the VOI outside the white matter were eliminated by the color image segmentation method. Finally, the color MR technique was used to generate 3 regions to refine MS lesions segmentation. **Results** The test on CHB dataset showed that the mean true positive rate and mean Dice similarity coefficient reached 0.48 and 0.52. **Conclusion** The proposed method can not only remove noise and other non-pathological tissues effectively, but also identify and segment MS lesions accurately. Because of its effectiveness and accuracy, the proposed method can provide a basis for the subsequent analysis of MS segmentation technology, and provide on objective and convenient method for the prevention and treatment of MS lesions and disease tracking.

Keywords: multiple sclerosis; lesion segmentation; 3D voxel enhancement; 3D alpha matting; color image segmentation technique

【收稿日期】2022-03-10

【基金项目】国家自然科学基金(61903357, 61821005); 辽宁省自然科学基金(2020-MS-032); 中国博士后科学基金(2020M672600); 深圳职业技术学院校级科研项目(6021310003K0)

【作者简介】孙颖, 主要研究方向: 医学图像处理、机器学习, E-mail: 1452489260@qq.com

【通信作者】曾子铭, 博士, 讲师, 主要研究方向: 计算机视觉、医学图像处理, E-mail: zzm1983@szpt.edu.cn

前言

多发性硬化症(Multiple sclerosis, MS)是一种中枢神经系统的炎症性脱髓鞘疾病,会导致脑部组织架构发生变化,出现肢体无力、感觉异常及眼部不适等症状^[1-4]。磁共振(Magnetic Resonance Imaging, MRI)图像一直被认为是MS最有价值的临床检查方法^[5], 常规病灶的MRI能够在 T_2 加权像中呈现高信

号,而在 T_1 加权像中呈现低信号。目前,国内外学者们已提出一些基于 MRI 的半自动和自动 MS 病灶分割方法。例如,Zeng 等^[6]提出了一种针对 MS 病变的二维关节直方图模型,用于处理正常组织和异常组织之间的密度重叠,检测出 MRI 异常组织中病灶的位置。Geremia 等^[7]采用空间决策森林来分割感兴趣区域,并利用多通道完成对 MRI 的准确处理。Brosch 等^[8]提出一种基于快连接深度卷积编码网络的分割网络,该网络由两个相关联的通路组成,分别用来学习和预测,并通过特征提取和预测对不同大小范围的病灶进行精确分割。Ghribi 等^[9]提出基于数据库的高斯混合模型脑区分割算法,首先对 MRI 进行估计,再经过阈值约束,并利用病变扩展算法进行细化处理,最终完成分割。然而,鉴于临床 MRI 中存在不确定噪声、密度不均、部分体素效应等影响因素,导致现有方法针对 MS 病灶的位置、大小和形状等特征信息的检测效果并不显著^[10-13]。

3D 技术作为一种虚拟现实、实时仿真和交互三维设计结合产生的关键技术,能够将图像的纵深、层次、位置等诸多信息展现给观察者^[14-15]。在临床上,3D 技术可以提供多层次视图^[16-17],以便于医生观察病灶的结构、形态及其跟周围组织的关系,为病情做

出合理的诊断。因此,本文提出了一种基于 3D 体素增强和 3D alpha 背景分离技术的 MS 病灶分割方法,通过体素融合来增强 3D 图像,使图像特征更易提取。消除部分假阳性目标区域 (Volume of Interest, VOI) 来检测出潜在的 MS 病变,并使用 3D alpha 背景分离细化分割 MS 病变的三元图结果,提高分割速度的同时也确保了对 MS 病变组织的准确分割。

1 实验方法

本研究在 CHB (Cascaded H-bridge) MRI 图像数据集上进行实验^[18]。对于每种情况,可以使用由 T_1 加权像、 T_2 加权像和 Flair MRI 图像配准的体像素生成的 3 种不同 MR 模态。每个模态包含 512 个切片,体素尺寸为 0.5 mm^3 。在预处理阶段,采用互信息的方法配准 T_1 加权像、 T_2 加权像和 Flair MRI 图像^[19]。然后,由专家从图集中选择具有 MS 病灶的单个原始图像。本方法的处理过程如图 1 所示,首先,利用分割结果驱动增强函数对融合体素中的 MS 病灶进行增强。其次,去除假阳性 VOI,得到白质 (White Matter, WM) 中潜在的 MS 病灶图像。最后,将 WM 中的病变组织细分为 3 张图像 (前景、背景、未知区域),并使用 3D 背景分离获得准确的最终分割结果。

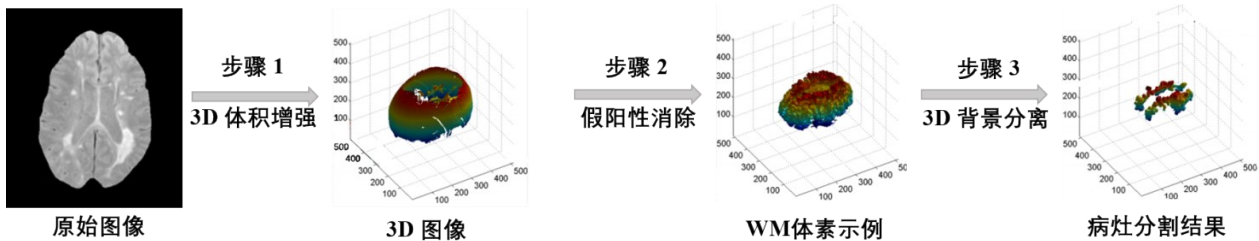


图1 算法处理流程图

Figure 1 Flowchart of algorithm processing

1.1 3D 体素增强

由于 MS 病灶在 T_2 加权像和 Flair MRI 图像中较其他组织表现为高信号,且 Flair MRI 图像较 T_2 加权像能更好地区分 MS 病灶与脑脊液 (Cerebro Spinal Fluid, CSF) 的密度。因此,本文采用不同权重 $((1/2)T_2 + \text{Flair})$ 融合 T_2 加权像和 Flair MRI 图像的体素以增强 MS 病灶密度,然后将融合体素的灰度值从 0 归一化到 255。考虑到所提出算法的计算速度,由专家挑选具有 MS 病变的单张切片作为基准,用于增强整个 MRI 体素。首先使用 BET 工具去除单张切片的非脑组织^[20]。然后使用 Hidden Markov Random Field-Expectation Maximization (HMRf-EM) 方法将脑组织分为 CSF、WM、灰质 (Gray Matter, GM) 和背

景 (Back Ground, BG)^[21]。最后将 WM 和 GM 的群中心定义为 C_{WM} 和 C_{GM} 。通过使用增强函数 $E(x)$ 来增强此切片中的 MS 病灶,该函数定义为:

$$E(x) = \left(\frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{I(x) - T}{\varepsilon} \right) \right] \times I(x) \right) \times K_{\sigma} \quad (1)$$

其中, I 表示单个 MR 图像/体素, K_{σ} 是一个高斯核, σ 是一个常数, T 定义为 $(C_{\text{WM}} - C_{\text{GM}})/2$ 。每次迭代时,增强切片将被分割,并利用新的群中心来估计新的参数 T 。在每次迭代中,通过分割增强切片来驱动的增强函数会影响整个融合体素,利用逐级增强切片估计的互信息作为迭代停止准则。最后,在增强的 3D 体素中使用较小的阈值来获得 MS 病灶的二元 VOI。

1.2 假阳性消除

在传统的研究中,一些假阳性的VOI,如头骨、GM和脑室之间的区域,也由于高强度和密度不均匀而增强,本方法将不计算这些假阳性的VOI,以提高算法效率。首先,我们使用大脑对称平面进行逻辑处理,并使用在前面步骤中3D增强的VOI。然后,通过丢弃与对称平面相连的标签,去除颅骨和脑室之间的VOI。其次,由于95%的MS病变发生在WM组织中^[22],因此本文仅考虑WM中包含的MS病变。但大多数传统方法在分割WM之前需逐片删除颅骨切片^[23],浪费了大量时间且无法考虑整个体素信息,并且WM与其他组织之间的密度重叠可能导致WM分割结果中出现假阳性。

为此,本文采用一种新颖的颜色分割方案用于分割WM。利用T₁加权像、T₂加权像和Flair MR体素生成彩色MR体素。每个R、G、B通道分别对应于T₁加权像、T₂加权像和Flair MRI图像。与其他MRI模式相比,T₁加权像可以更好地区分解剖型脑组织,并选择T₁加权像MRI体素的中间切片。然后去除非脑组织,并使用HMRF-EM方法将选取的无颅骨脑组织分割成4组^[24],分别代表CSF、WM、GM和BG。将WM组作为掩模,利用形态学对WM掩模进行腐蚀,以减少由于分割错误导致的WM中的假阳性。然后利用已腐蚀的掩模区域作为新掩模,以提取彩色MR体素中同一张切片相应的像素,并计算每个颜色通道中的平均值 R_μ 、 G_μ 和 B_μ 。对于每个彩色像素 $I(R_i, G_i, B_i)$,可以计算出像素与平均颜色值之间的距离 ΔE_i 为:

$$\Delta E_i = \sqrt{(R_i - R_\mu)^2 + (G_i - G_\mu)^2 + (B_i - B_\mu)^2} \quad (2)$$

距离阈值公式如(3)所示:

$$T_{\text{tolerance}} = \text{mean}(\Delta E_i \times \text{Mask}) + \text{std}(\Delta E_i \times \text{Mask}) \quad (3)$$

其中,mean()和std()分别表示平均值和标准偏差值。随后,在相应区域中使用红绿蓝3原色来估计所有其他相似的颜色区域。所获取的值(R_μ, G_μ, B_μ)用于计算整个体素中其他体素的 ΔE_i 。如果 $\Delta E_i \leq T_{\text{tolerance}}$,体素将被分割为WM。最后,本文利用颜色分割方案去除在WM体素之外的所有VOI。

1.3 细化分割结果

病灶分割以及消除假阳性的另一个巨大挑战是VOI的不确定性边界,这可能是由于部分体素效应和图像分辨率的限制所致,也可能是由于前景组织(肿瘤)和背景组织(正常组织)的混合物引起的。为了从其他组织中提取MS病变,我们在分割步骤中引入3D alpha背景分离^[25]。对于这些体素,alpha背景分离不需要生成0和1的分割标签,而是生成0到1之

间的alpha值,这种方法可看作更精确的软分割。本文使用彩色MR体素来细化分割结果。对于每个颜色体素 i ,它都是前景(F)和背景(B)的凸组合,可以将其建模为:

$$I_i^c = \alpha_i F_i^c + (1 - \alpha_i) B_i^c \quad (4)$$

其中, α 是透明度参数, c 表示T₁加权像、T₂加权像和Flair MRI图像的RGB颜色通道。3D alpha背景分离获得包含 N 个体素的输入图像的局部颜色属性,其中元素 (i, j) 定义为:

$$(i, j)^{\text{th}} = \sum_{k | (i, j) \in w_k} \left(\delta_{i, j} - \frac{1}{|w_k|} (1 + (I_i - \mu_k) \left(\sum_k + \frac{\varepsilon}{|w_k|} I_3 \right)^{-1} (I_j - \mu_k)) \right) \quad (5)$$

其中, $\delta_{i, j}$ 是克罗内克函数, μ_k 是窗口 w_k 中关于 k 的颜色矢量的均值, $|w_k|$ 是3D窗口中的像素数。如果在计算整个体素时,拉普拉斯矩阵 L 的尺寸过大,则会导致大量的计算。因此,该亚体素被用来分割MS病灶而不是分割整个体素。在分割之前,首先必须生成MS病灶的三元图,将图像分为3区域,如图2步骤三所示:确定前景 F (以彩色显示),确定背景 B (在粉红色矩形内显示,但不包括其他颜色)和未知区域 U (以彩色显示,但不包括前景)。具体来说,本文使用三维形态学对先前的分割结果进行球状结构腐蚀得到前景图像,然后对3D VOI进行扩张并计算其最大边界框。采用没有前景的矩形区域作为背景。未知区域可以通过逻辑处理、前景以及扩张的VOI生成。

2 实验结果与分析

2.1 MS病灶分割实验

本方法分割CHB数据集图像的实验过程如图2所示,共包括3部分:3D体素增强、假阳性消除和3D alpha背景分离,具体过程如下。

步骤一:3D体素增强。使用 $(1/2)T_2 + \text{Flair}$ 融合T₂加权像和Flair MRI图像的体素。然后,由专家选取在MR体素中存在MS病变的切片,去除非大脑区域(图2a)。随后,使用HMRF-EM分割脑组织(图2b)。根据分割结果,将式(1)中的参数 T 估计为0.8。然后对3D体素和切片进行增强(图2c、d)。在式(1)中,参数 $\varepsilon = 10, \sigma = 7$ 。在第二次迭代中,再次对增强后的图像进行分割(图2e)。图2f是第二次迭代中增强的体素和片段。随着迭代次数的增加,本文在连续的迭代中计算增强切片的互信息,且将阈值 $\delta = 0.9$ 用作停止标准。在这种情况下,在第五次迭代中停止3D体素增强的处理。图2g、h、i分别是部分增

强结果、最终增强结果和最终增强体素。

步骤二:假阳性消除。估计对称平面(图2j)并将其用于删除假阳性区域。然后,利用颜色分割方案对WM(图2k)进行分割,并删除WM外部的3D标签(图2l)。图2m显示了假阳性去除的VOI。

步骤三:3D alpha背景分离。自动生成一个包含

前景(图2m)、背景(图2n)和未知区域(图2o)的三元图。随后,使用alpha背景分离方法来细化分割彩色MR体素。将alpha背景产生的软分割(图2p)阈值设为体素最大值的一半,从而得到最终的VOI二值分割结果(图2q),与专家手工分割的标准VOI结果(图2r)进行比较。

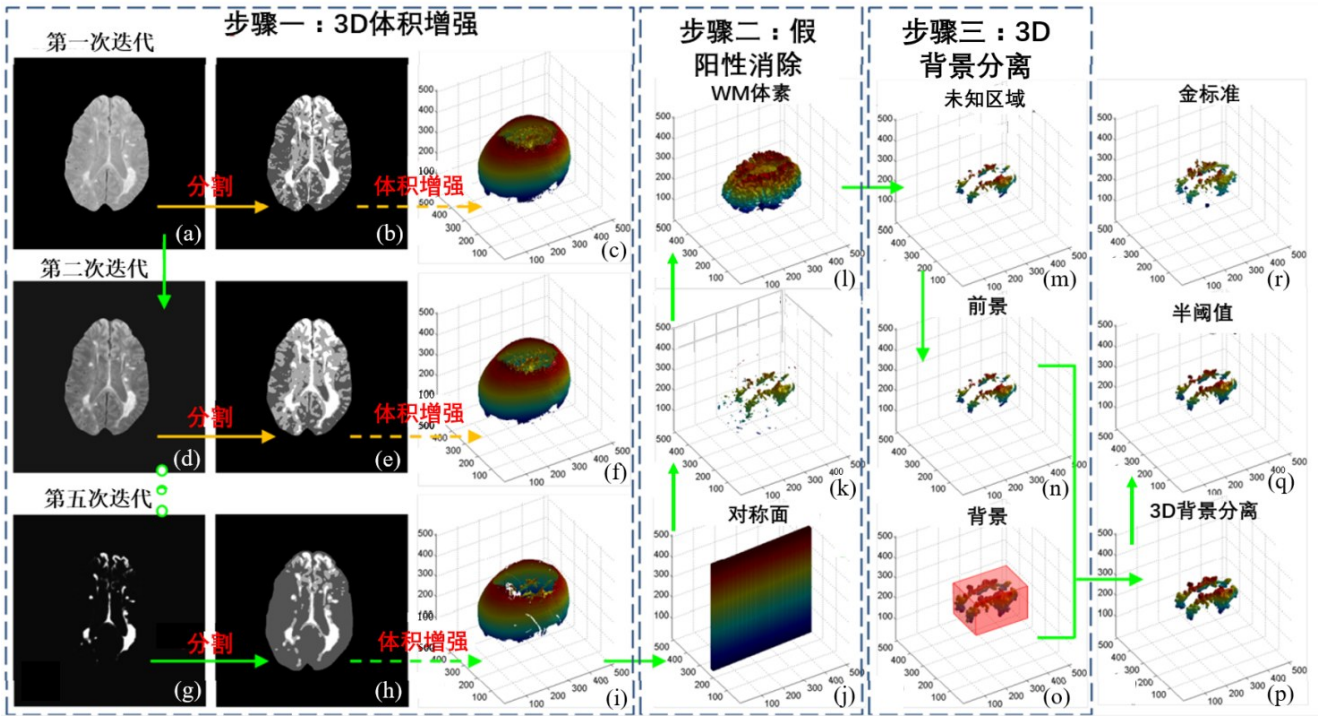


图2 基于3D增强和3D alpha背景分离的MS病灶分割T₁加权像、T₂加权像、Flair MRI实验过程

Figure 2 Experimental process of MS lesions segmentation in T₁-weighted, T₂-weighted and Flair MRI using 3D voxel enhancement and 3D alpha matting

2.2 结果评估与分析

为了评估分割结果的准确性,本文采用3种指标:真阳率(True Positive Rate, TPR)、阳性预测值(Positive Predictive Value, PPV)和Dice相似系数(Dice Similarity Coefficient, DSC)对分割结果进行评价,并与同样在CHB数据集上进行检验的分割方法进行比较,如表1所示。其中DSC反映了分割结果和真实病灶在位置上的差异,其值为0~1。当DSC=0,表明二者没有重叠,DSC=1,则表明二者完全吻合。由表1可知,本方法与Ch.winner的方法相比,在5个患者(CHB01~CHB05)MRI数据均取得了更好的检测结果,其中平均TPR提升0.3,PPV提升0.21,DSC提升0.28。与Context-rich RF方法相比,本方法在TPR和DSC方面同样具有显著提升,通过实验结果对比,验证了本方法具有更好的准确性和有效性。

为进一步验证所提方法的有效性,本文从正面、中矢面和矢状面视图对MRI图像的分割结果进行分

析,如图3所示。图3中第1行为MRI原始图像,第2行为本方法的分割结果,第3行为半阈值法的分割效果,第4行为专家手动分割所得结果金标准。从图3可以看出,本文所提方法取得效果与金标准非常接近,对于病灶位置较特殊的图像也能完成分割任务。而应用半阈值分割方法取得的效果不是很理想,对于断层图像中较小的病灶出现模糊的现象,对于不规则的病灶边缘出现误分割或漏分割现象。实验结果表明,本方法能够在MS病灶的不同视图上取得更为准确的分割效果。

3 结论

本文提出了一种新颖的基于3D体素增强和3D alpha背景分离的分割方法。利用3D增强方法可以很好地处理图像噪声以及MS病灶内部密度不均匀的问题。并且引入3D alpha背景分离进行彩色MRI分割,可以有效地处理部分体素效应,以及去除噪声

表 1 不同方法在 CHB MRI 数据集上分割 MS 病灶结果对比

Table 1 Comparison of different methods for MS lesions segmentation on CHB MRI data set

病例	Ch. winner ^[18]			Context-rich RF ^[7]			本文方法		
	TPR	PPV	DSC	TPR	PPV	DSC	TPR	PPV	DSC
CHB01	0.22	0.41	0.29	0.49	0.64	0.55	0.68	0.65	0.66
CHB02	0.18	0.29	0.22	0.44	0.59	0.51	0.54	0.53	0.53
CHB03	0.17	0.20	0.19	0.22	0.57	0.31	0.32	0.59	0.41
CHB04	0.12	0.55	0.20	0.31	0.74	0.44	0.39	0.68	0.50
CHB05	0.22	0.42	0.29	0.40	0.52	0.45	0.48	0.51	0.49
平均	0.18	0.38	0.24	0.37	0.61	0.46	0.48	0.59	0.52

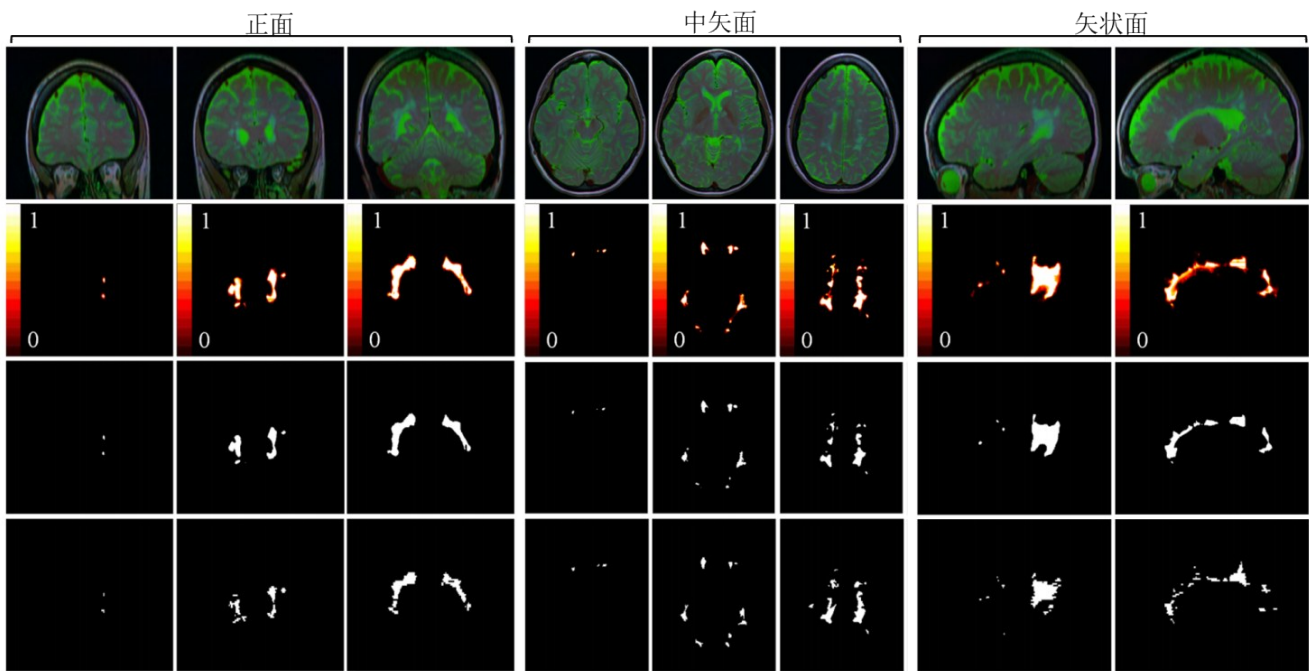


图3 基于不同视图的MRI图像分割效果比较

Figure 3 Examples of the results of the proposed method in MRI segmentation from different views

第1行显示彩色MR图像,第2行显示本文方法的分割结果,第3行显示半阈值的分割结果,第4行显示专家手工分割结果

及其他无关非病变组织,进而准确分割MS病灶。实验结果表明,本文方法具有较好的准确性和有效性,能为后续的MS分割技术分析提供依据。同时为MS病变的预防治疗、病情跟踪提供客观、方便的诊疗方法。

目前本文方法尚存在一些不足,如射频场不均和不同软组织差异性导致MRI退化严重的情况下,无法进行精准分割。其次,由于图像分割过程中存在背景噪声和伪影干扰,导致无法提取到3D特征和边界信息。在未来的研究中,可以基于级联随机森林的3D MR图像分割方式,融合多模态3D特征,从而消除噪声,提取丰富的特征信息。此外,后续可以对算法模型进一步改进,以达到更精确的分割效果。

【参考文献】

[1] Sepahvand NM, Arnold DL, Arnold T. CNN detection of new and enlarging multiple sclerosis lesions from longitudinal MRI using subtraction images[C]//2020 IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI). IEEE, 2020: 127-130.

[2] Tomas-Fernandez X, Warfield SK. A model of population and subject (MOPS) intensities with application to multiple sclerosis lesion segmentation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2015, 34(6): 1349-1361.

[3] Roy S, He Q, Sweeney E, et al. Subject specific sparse dictionary learning for atlas-based brain MRI segmentation[J]. IEEE J Biomed Health Informa, 2016, 19(5): 1598-1609.

[4] 叶润发, 王淳, 韩东河, 等. 小胶质细胞和巨噬细胞极化与多发性硬化症的研究进展[J]. 医学研究生学报, 2021, 34(7): 761-764.

Ye RF, Wang C, Han DH, et al. Research progress of microglia and macrophage polarization and multiple sclerosis[J]. Journal of Medical Postgraduates, 2021, 34(7): 761-764.

[5] 柏正尧, 陶劲宇. 采用伪3D卷积网络的脑部MRI图像超分辨率重建[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2022, 34(2): 208-216.

Bai ZY, Tao JY. Super-resolution reconstruction of brain MR images using pseudo-3D convolutional network[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2022, 34(2): 208-216.

- [6] Zeng Z, Zwiggelaar R. Joint histogram modelling for segmentation multiple sclerosis lesions[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2011, 12(8): 133-144.
- [7] Geremia E, Menze BH, Clatz O, et al. Spatial decision forests for MS lesion segmentation in multi-channel MS images[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2012, 15(7): 111-118.
- [8] Brosch T, Tang LY, Yoo Y, et al. Deep 3D convolutional encoder networks with shortcuts for multiscale feature integration applied to multiple sclerosis lesion segmentation[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2016, 35(5): 1229-1239.
- [9] Ghribi O, Sellami L, Slima MB, et al. An advanced MRI multi-modalities segmentation methodology dedicated to multiple sclerosis lesions exploration and differentiation[J]. IEEE Trans Nanobiosci, 2017, 16(8): 656-665.
- [10] 盖衫, 鲍中运. 基于深度学习的高噪声图像去噪算法[J]. 自动化学报, 2020, 46(12): 2672-2680.
Gai S, Bao ZY. High noise image denoising algorithm based on deep learning[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(12): 2672-2680.
- [11] 汤世雄, 黎丹, 肖恩华, 等. 基于3D分割技术的CT与磁共振增强检查对肝细胞癌体素评估的一致性分析[J]. 中国普通外科杂志, 2019, 28(7): 871-877.
Tang SX, Li D, Xiao EH, et al. Analysis of consistency in assessing the volume of hepatocellular carcinoma between enhanced CT and magnetic resonance examinations based on 3d segmentation technique[J]. Chinese Journal of General Surgery, 2019, 28(7): 871-877.
- [12] 杨国亮, 洪志阳, 许楠. 基于多尺度编码-解码网络的皮肤病变图像分割[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(2): 199-204.
Yang GL, Hong ZY, Xu N. Segmentation of skin lesion image based on multi-scale encoder-decoder network[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(2): 199-204.
- [13] 牛红妹, 王明洋, 李林. 多发性硬化症的潜在治疗靶细胞-髓系细胞[J]. 药学报, 2018, 53(7): 1030-1035.
Niu HM, Wang MY, Li L. Potential therapeutic target cells of multiple sclerosis-myeloid cells[J]. Acta Pharmaceutica Sinica, 2018, 53(7): 1030-1035.
- [14] 袁荣发, 闵家祺, 邬林泉, 等. 3D技术在中央型肝肿瘤术前规划中的临床应用[J]. 中国普通外科杂志, 2018, 27(7): 818-825.
Yuan RF, Min JQ, Wu LQ, et al. Clinical application of 3D technology in preoperative surgical planning for central liver tumor[J]. Chinese Journal of General Surgery, 2018, 27(7): 818-825.
- [15] 曹祺炜, 王峰, 牛锦. 基于3D卷积神经网络的脑肿瘤医学图像分割优化[J]. 现代电子技术, 2020, 43(3): 74-77.
Cao QW, Wang F, Niu J. Optimization of brain tumor medical image segmentation based on 3D convolutional neural network[J]. Modern Electronics Technique, 2020, 43(3): 74-77.
- [16] 马超, 刘亚淑, 骆功宁, 等. 基于级联随机森林与活动轮廓的3D MR图像分割[J]. 自动化学报, 2019, 45(5): 1004-1014.
Ma C, Liu YS, Luo GN, et al. Combining concatenated random forests and active contour for the 3D MR images segmentation[J]. Acta Automatica Sinica, 2019, 45(5): 1004-1014.
- [17] 赖志伟, 张珂. 3D技术在肺段切除术中的临床应用[J]. 中国胸心血管外科临床杂志, 2021, 28(5): 603-608.
Lai ZW, Zhang K. Clinical application of three-dimensional technique in segmentectomy[J]. Chinese Journal of Clinical Thoracic and Cardiovascular Surgery, 2021, 28(5): 603-608.
- [18] Pallavee B, Niraj KD, Nagendra S, et al. A methodology for even-power-distribution within single time-blocks of power-frequency in CHB MLIS for PV systems[J]. Int Trans Electr Energy, 2020, 40(5): 18-27.
- [19] Collignon A, Vandermeulen D, Marchal G, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information[J]. IEEE Trans Med Imaging, 1997, 16(2): 187-198.
- [20] Devrim U, Ahmet E, Radu S, et al. Local structure-based region-of-interest retrieval in brain MR images[J]. IEEE Trans Inf Technol Biomed, 2010, 14(4): 897-903.
- [21] 林江, 戴齐, 欧阳婷雪, 等. 一种边界和马尔可夫随机场相结合的脑MRI医学图像分割方法[J]. 中国医学物理学杂志, 2015, 32(5): 717-720.
Lin J, Dai Q, Ouyang TX, et al. Brain magnetic resonance image segmentation combined boundary and markov random field[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2015, 32(5): 717-720.
- [22] Prima S, Ourselin S, Ayache N. Computation of the mid-sagittal plane in 3D brain images[J]. IEEE Trans Med Imaging, 2002, 21(2): 122-138.
- [23] 龙柳, 郭焯欣, 张丽娜, 等. 定量磁化率成像对多发性硬化患者颅内铁沉积的初步研究[J]. 中国医学物理学杂志, 2019, 36(6): 672-676.
Long L, Guo ZX, Zhang LN, et al. Preliminary study on intracranial iron metabolism in patients with multiple sclerosis using MR quantitative susceptibility mapping[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2019, 36(6): 672-676.
- [24] 刘良友, 李兆同, 张泽茹, 等. 基于参考图像的压缩感知磁共振扩散张量成像[J]. 中国医学物理学杂志, 2021, 38(3): 323-326.
LIU LY, LI ZT, ZHANG ZR, et al. Compressed sensing diffusion tensor imaging based on reference image[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2021, 38(3): 323-326.
- [25] Shao HC, Cheng WY, Chen YC. Colored multi-neuron image processing for segmenting and tracing neural circuits[C]//2012 19th IEEE International Conference on Image Processing. Orlando, FL, USA, September 30-October 03, 2012.

(编辑: 薛泽玲)