

窗宽窗位自适应算法在头颈CT血管成像三维重建的应用价值

方丽萍,赵洪波,陶晓峰

上海交通大学医学院附属第九人民医院放射科,上海 200011

【摘要】目的:为了实现不同剂量对比剂的头颈血管重建出来有一致的重建效果,探讨窗宽窗位自适应算法在头颈CT血管三维重建的应用价值。**方法:**选取行头颈部血管CTA检查患者100例,分别对数据进行直接重建血管和应用窗宽窗位自适应算法后再重建血管,对比两组数据的重建效果。**结果:**对于对比剂量偏多或偏少的病例,应用窗宽窗位自适应算法调整后再重建的整体效果优于直接重建的效果,对于颅内细小血管和斑块的显示效果更佳。**结论:**窗宽窗位自适应算法在头颈CT血管重建中有较高的应用价值,对于斑块的突出显示、不同剂量对比剂数据的适配和颅内细小血管的显示有较好的泛化性。

【关键词】血管重建;自适应算法;累积分布函数;反演法

【中图分类号】R318;TP391

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2025)04-0450-07

Application potential of adaptive window width and level algorithm in 3D vascular reconstruction from head and neck CT angiography

FANG Liping, ZHAO Hongbo, TAO Xiaofeng

Department of Radiology, Shanghai Ninth People's Hospital, Shanghai Jiaotong University School of Medicine, Shanghai 200011, China

Abstract: Objective To explore the application value of adaptive window width and level algorithm in 3D vascular reconstruction from head and neck CT angiography for achieving consistent reconstruction results at different contrast agent dosages. **Methods** Both direct vascular reconstruction and reconstruction after applying adaptive window width and level algorithm were conducted in 100 cases undergoing head and neck CT angiography; and the reconstruction results were compared. **Results** In the cases with excessive or insufficient contrast agent, the overall effect of reconstructions using adaptive window width and level algorithm was superior to that of direct reconstruction, particularly in displaying intracranial small vessels and plaques. **Conclusion** The adaptive window width and level algorithm has high application potential in vascular reconstruction from head and neck CT angiography, and demonstrates superior generalization in highlighting plaques, adapting to different contrast agent dosages, and displaying intracranial small vessels.

Keywords: vascular reconstruction; adaptive algorithm; cumulative distribution function; inversion method

前言

CT图像可以展示-1 000~1 000 HU的密度范围,能识别人体内2 000个不同灰阶的密度差别,而人眼在最佳条件下大约能区分几十到一百多个灰阶级别^[1-2]。由于人眼不能直接区分这么多密度级别,特别是在组织密度相近时,医生使用窗宽和窗位这两个参数来优化图像的视觉表现,使得特定范围内的

密度差异被放大,从而便于观察^[3]。窗宽决定图像的对比度,窗宽越窄,显示的密度范围越小,对比度越高,则细微的密度差异变得更容易观察。但同时,超出这个窗宽设置的密度范围内的细节则会被忽略。窗位决定图像的亮度,设置范围的中心值^[4]。使用合适的窗宽和窗位有利于对不同组织或病变进行观察。如脑组织窗宽设定为80~100 HU,窗位为30~40 HU。注射对比剂的头颈血管一般窗宽为800 HU,窗位为300 HU^[5]。不同剂量对比剂血管曲面重建图像差异较大,医生通常调节窗宽窗位适配不同剂量对比剂强度的CT图像,但该操作方法对医生的临床知识和软件使用经验依赖性大。头颈血管对比剂偏少的情况下,300 HU的窗位和800 HU的窗宽重建后的图像往往会出现血管的不正常断裂和重建不完整。因

【收稿日期】2024-11-19

【基金项目】国家自然科学基金(82172051);上海市卫生健康委员会卫生行业临床研究专项(202340133)

【作者简介】方丽萍,硕士,技师,研究方向:图像处理,E-mail: 18818261978@163.com

【通信作者】赵洪波,硕士,副主任技师,研究方向:磁共振成像技术及医学影像图像后处理,E-mail: hongbo-2@163.com

人为操作方式、机器时间设置和个体血管循环等差异,无法保证每例患者在行头颈部CTA扫描时间内的对比剂量相同^[6-8]。因此,需要自适应调节窗宽窗位算法优化重建图像。

陈锦林等^[9]和 Wolterink 等^[10]提出基于直方图的自适应调节窗宽窗位算法,该算法能够自动为整个CT图像序列计算最佳的窗宽窗位,减少人为操作的复杂性和主观误差。但该算法的效果显著依赖于设置的两个阈值,根据具体应用场景需要人工调整,同时该算法仅应用在二维的图像中。Karki 等^[11]和 Litjens 等^[12]设计一个窗宽估计神经网络,并将其附加在基于深度卷积神经网络的病变分类器上,进行端到端的联合训练。窗宽估计网络可以根据输入的CT图像自动预测最佳的窗宽窗位参数。但是该模块的计算会增加训练和推理的时间和资源消耗,在处理大规模数据集尤为明显,而且窗口估计模块在不同的临床环境或不同的CT设备上可能不具有泛化能力,需要进行额外的验证和调整。Lee 等^[13]和 Anthimopoulos 等^[14]提出在神经网络中集成一个窗口设置优化模块寻找特定任务下的最佳窗口方法,该模块由 1×1 卷积层和激活函数组成,通过神经网络的训练获得模型参数。但该方法仅针对特定任务做了二维图像的窗宽窗位计算,不适合三维体数据的渲染。开源软件3D Slicer利用VTK的体绘制接口实现医疗体数据的三维重建^[15]。该算法通过加权叠加每个采样点的颜色值和透明度值,从而生成最终的像

素颜色。由于不同病例及不同区域的CT数据差异显著,3D Slicer并未针对不同部位优化颜色映射表或自动调整窗宽窗位,默认生成的图像往往无法满足临床需求。因此,专业技术人员需要对窗宽窗位和颜色表进行进一步调整,以获得符合医生要求的高质量图像。

为了自动计算出最优的窗宽窗位,本文提出一种窗宽窗位自适应算法,首先计算CT数据的累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF),绘制CDF曲线并分析不同剂量曲线之间的差异;再使用反演法进行最佳窗宽窗位的计算;最后使用合适的窗宽窗位进行三维重建。该算法可以获得更好的三维重建效果,同时可以减少医生的工作量,避免医生的阅片误判。

1 资料与方法

1.1 CDF

概率密度函数(Probability Density Function, PDF)描述了一个离散随机变量在某一特定值上的概率^[16-17]。对于离散随机变量 X ,其PDF $P(X=x)$ 表示随机变量 X 等于 x 的概率。CDF给出了随机变量 X 取值 $\leq x$ 的概率,即CDF $F(x) = P(X \leq x)$ 。通过观察CDF的形状,可以了解随机变量的位置、散布情况等分布特征,因此本文采用CDF来计算CT数据的最优窗宽窗位。PDF分布图和CDF曲线之间的关系如图1所示。

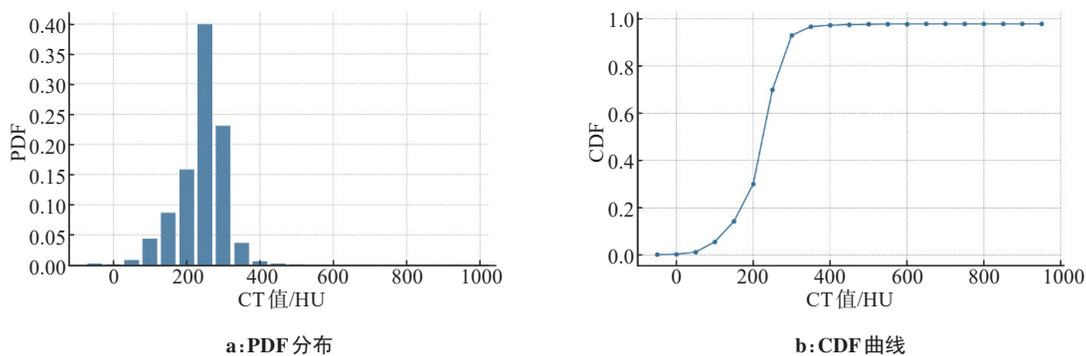


图1 PDF分布和CDF曲线

Figure 1 PDF distribution and CDF curve

CT数据是一个离散的分布,计算CT数据的PDF是统计各个CT值在总体CT值中的百分比。本文统计头颈血管-200~1 000 HU、间隔为50 HU的PDF。通过CT数据的PDF计算出CDF并绘制曲线如图2~图4所示。从图中可以看出,CDF曲线斜率大的区间是CT数据比较集中的部分。统计100例数据得出,当前不同剂量头颈血管CT值的分布有3种情况:CT值

集中在300 HU以下、集中在300~500 HU、集中在500 HU以上。

观察图2~图4中CDF曲线可以发现3种不同剂量对比剂水平的图像对应的CDF曲线斜率较大区间的位置不同,如对比剂量较少时斜率大的区间集中在150~300 HU,对比剂量适中时斜率大的区间集中在350~450 HU,对比剂量较多时斜率大的区间集中

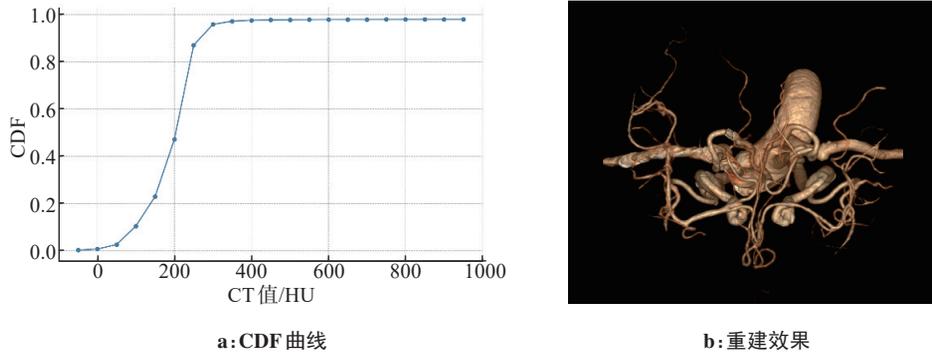


图2 头颈血管CT值集中在300 HU以下的CDF曲线和重建效果

Figure 2 CDF curve and reconstruction results of head and neck vessels with CT values below 300 HU

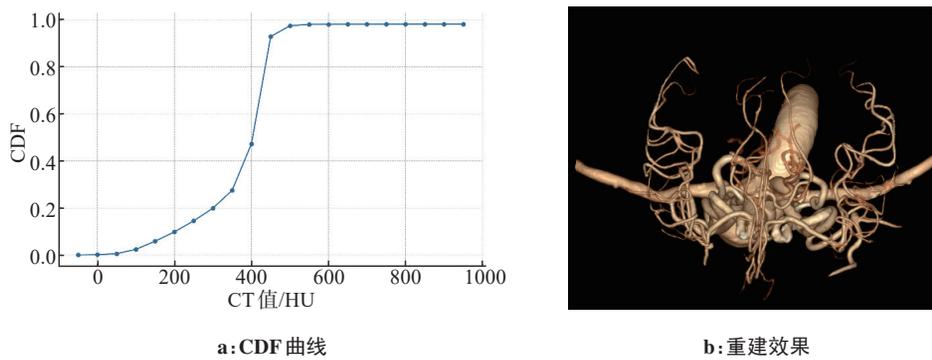


图3 头颈血管CT值集中在300~500 HU的CDF曲线和重建效果

Figure 3 CDF curve and reconstruction results of head and neck vessels with CT values concentrated between 300 and 500 HU

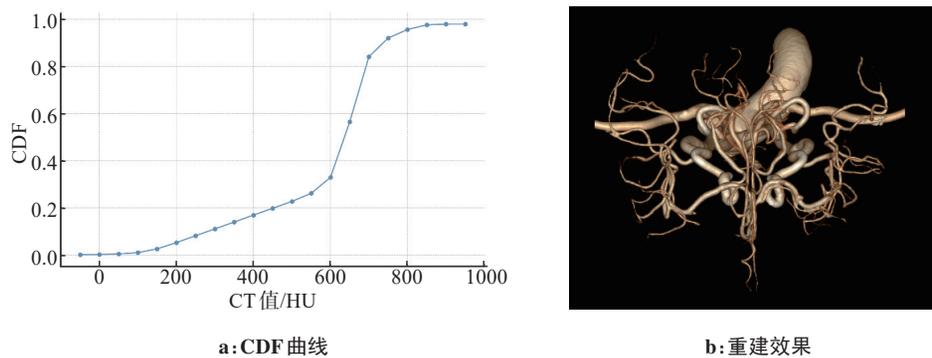


图4 头颈血管CT值集中在500 HU以上的CDF曲线和重建效果

Figure 4 CDF curve and reconstruction results of head and neck vessels with CT values above 500 HU

在650~750 HU。观察体绘制的重建图像可以发现,当对比剂量较少时仍采用800 HU的窗宽和300 HU的窗位,血管重建质量较差,血管断裂或重建不完全;当对比剂量较多时重建血管图像入颅处亮度过高,和正常组织血管差异明显。

1.2 反演法采样计算窗宽窗位

反演法是概率论和统计学的常用方法,用于从CDF中生成服从指定分布的随机变量^[18-19]。通过CDF曲线,可获取CT数据的统计特征。为了计算最

优的窗宽和窗位,本文使用反演法对CDF的不同百分位点进行采样,以获得原始样本。反演法的实现步骤^[20]如下:(1)用最小二乘法拟合CDF $P(x)$; (2)计算CDF的反函数 $X=P^{-1}(\xi)$; (3)应用反函数计算 $\xi=0.15$ 对应的 X 值即为病例数据的最小窗宽值, $\xi=0.85$ 对应的 X 值即为病例数据的最大窗宽值。

根据图5所示,使用反演法从离散分布的CDF中抽取样本,即获得Y轴中的 ξ 对应的X轴变量。观察图2~图4的CDF曲线,X轴即为对应的CT值,而Y轴

表示该CT值及小于该值的所有CT值占全体CT值的百分比。统计所有病例的概率分布和CDF曲线,得出CDF曲线值在0.15~0.85区间内,曲线斜率最大,表明样本对应CT值集中在该区间内。使用0.15~0.85区间作为窗宽范围可以很好地保留图像的细节特征,同时去除低CT值和高CT值噪点。因此,选择CDF在0.15和0.85的百分位点对应原始样本作为该CT数据集的最小值和最大值。为获得较好的重建效果,使用Y=0.15对应的CT值作为窗宽最小值,Y=0.85对应的X轴CT值作为窗宽最大值,窗宽为两者之差,使用Y等于0.5对应的CT值作为窗位。

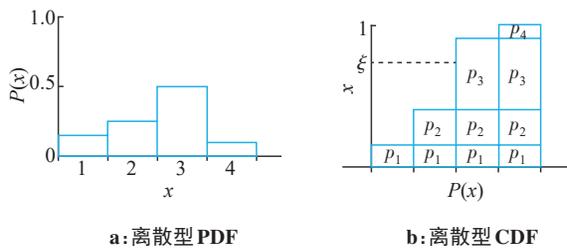


图5 离散分布的PDF和CDF

Figure 5 PDF and CDF of discrete distributions

1.3 头颈血管三维重建实现

本文使用光线投射的方法对头颈数据进行渲染,通过把渲染方程分成在不同积分域的积分来简化计算^[21]。渲染方程分段线性化^[22]后如式(1)和式(2)所示,该计算方法是从屏幕发射光线开始采样。 C_{dst} 是当前采样点计算得到的颜色值, C_{src} 是上一次采样计算得到的颜色值, α_{dst} 是当前CT值对应的透明度, α_{src} 是上一次采样CT值对应的透明度值。在体数据中步进采样,直至没有组织或者透明度超过0.95的阈值后停止光照计算^[23]。

$$C_{dst} \leftarrow C_{dst} + (1 - \alpha_{dst})C_{src} \quad (1)$$

$$\alpha_{dst} \leftarrow \alpha_{dst} + (1 - \alpha_{dst})\alpha_{src} \quad (2)$$

渲染时使用传递函数将采样到的CT值映射到特定的颜色和透明度^[24]。不同组织的生物成分不同,CT表现也不相同。分段线性传递函数可实现不同组织渲染风格定制化^[25-26],例如骨头使用CT值高的分段函数,血管使用CT值低的分段函数。表1定义了本文使用的头颈血管不同CT值在光线照射下对应的颜色值和透明度值,不同的颜色风格可以修改CT值对应的RGB值来获得。

通过CDF计算出来的窗宽窗位在光线投射计算时重新映射CT值,计算公式如式(3)所示:

$$CT\ Value = (Voxel - (level - window/2)) / window \quad (3)$$

其中,Voxel是原始CT值,level为窗位>window为窗宽。

表1 CT值对应的颜色映射表

Table 1 Color mapping corresponding to CT values

CT值/HU	R值	G值	B值
40	1.0	0.33	0.15
85	0.9	0.69	0.48
180	1.0	0.74	0.66
250	1.0	0.98	0.98

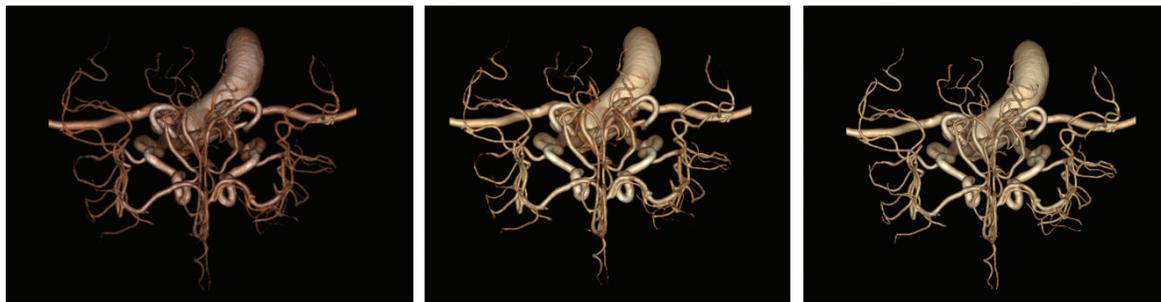
2 结果与讨论

本研究回顾分析2022年1月至2023年12月就诊于上海交通大学医学院附属第九人民医院行头颈部血管CTA检查的患者信息。扫描方式:采用GE Revolution设备从颅顶到气管分叉扫描,参数为:管电压120 kV,管电流100~120 mA,碘对比剂注射速度为3.0 mL/s。纳入标准:年龄>18岁;患者检查范围完整(包括颅内血管至主动脉弓);受检者能配合检查,无运动伪影;无妊娠。最终选定100例患者纳入研究。统计这100例头颈血管在-200~1 000 HU之间,以50 HU为间隔的分段概率。统计结果为:CT值小于300 HU的有13例,300~500 HU的有79例,大于500 HU的有8例。统计结果可以得出低CT值病例数据存在比例较高,对于三维重建显示是一个重要的改进点。

本文分别实现了采用3D Slicer的体绘制重建、光线投射法直接重建及光线投射法重建后应用自适应算法的重建结果。如图6所示,当对比剂剂量较高时,3D Slicer重建效果图显示颅内血管渲染断裂较多,血管连续性差;直接重建的图像中颅内血管显示偏红色,并且出现断裂现象,这可能导致血管狭窄的误判;通过应用自适应算法,整体重建效果变得更加统一,尤其是在入颅处血管与颅内血管之间,显示的差异显著减小。这种一致性有助于医生更准确地评估血管状况和潜在的病变,从而提高诊断的精确度。

对于对比剂剂量较低的情况,自适应算法同样展现了显著优势。如图7所示,3D Slicer重建结果中颅内血管断裂较多,并且入颅处的贴骨部分更加明显,容易造成斑块误诊;直接重建的图像中,末端血管出现大量断裂,整体血管走势不清晰,三维结构缺乏立体感,难以进行精确的空间定位;应用自适应算法后,图像中血管走势和连续性明显更清晰,且更好地保留图像中的细节,显著提高诊断的可靠性。

自适应算法在突出斑块显示效果方面也表现出了卓越的性能。如图8所示,3D Slicer重建结果中颅



a:3D Slicer 渲染结果

b:直接重建结果

c:自适应算法应用后重建结果

图6 对比剂较多时3D Slicer、直接重建及自适应算法应用后重建结果对比

Figure 6 Comparison of reconstruction results of 3D Slicer, direct reconstruction and adaptive algorithm in the case of excessive contrast agent



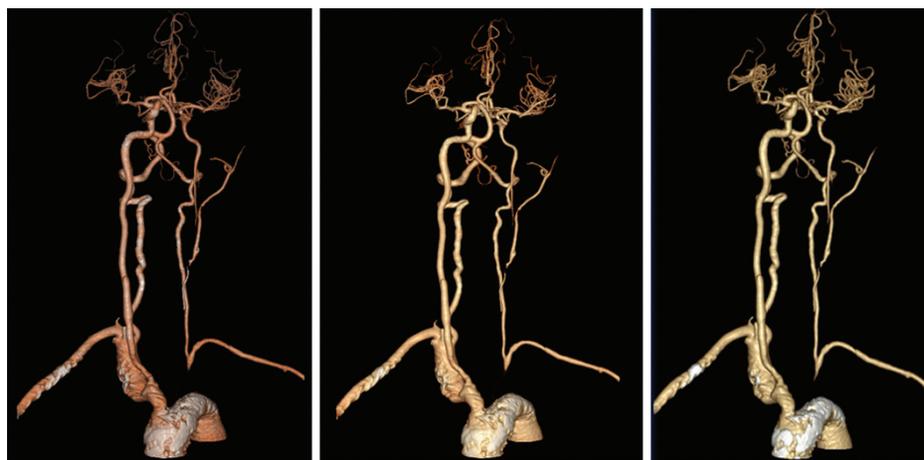
a:3D Slicer 渲染结果

b:直接重建结果

c:自适应算法应用后重建结果

图7 对比剂较少时3D Slicer、直接重建及自适应算法应用后重建结果对比

Figure 7 Comparison of reconstruction results of 3D Slicer, direct reconstruction and adaptive algorithm in the case of insufficient contrast agent



a:3D Slicer 渲染结果

b:直接重建结果

c:自适应算法应用后重建结果

图8 3D Slicer、直接重建及自适应算法应用后对斑块的重建效果对比

Figure 8 Comparison of reconstruction results of 3D Slicer, direct reconstruction, and adaptive algorithms for plaques

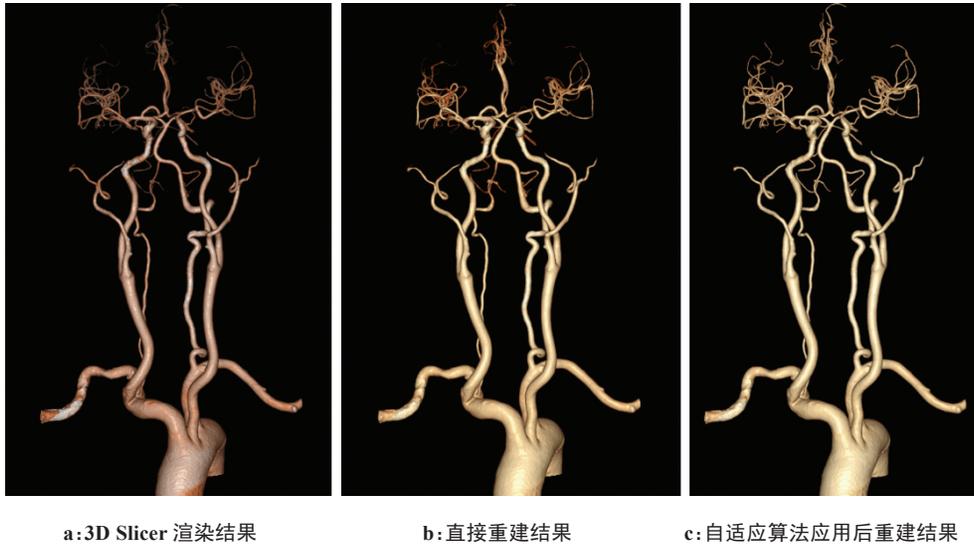
内血管渲染断裂较多,并且入颅处的贴骨部分更加明显,斑块显示正常;直接重建的图像中,斑块的位置和大小都不够清晰,容易导致漏诊;应用自适应算法后,斑块在重建图像中变得更加显著,其形态、大

小和分布得到更为清晰的展示。这种改进为医生提供更详细的观察依据,有助于精确判断病变程度,从而制定更为有效的治疗策略。

颅内细小血管数量众多,且受对比剂剂量的影

响较大,因此其显示效果与窗宽窗位的设置密切相关。如图9所示,如果窗宽窗位设置不当,重建的颅内血管可能会出现断裂、不连贯或缺失的现象,这将严重影响诊断的准确性。3D Slicer和直接重建结果对颅内血管的显示不佳。自适应算法通过自动调整

窗宽窗位,能够最大限度地确保重建细小血管在重建图像中的连续性和真实性。这不仅能提升图像的整体质量,还减少不合理的窗宽窗位设置导致的误差,显著增强CT影像在颅内血管诊断中的应用价值。



a:3D Slicer 渲染结果

b:直接重建结果

c:自适应算法应用后重建结果

图9 3D Slicer、直接重建及自适应算法应用后对颅内细小血管的重建效果对比

Figure 9 Comparison of reconstruction results of 3D Slicer, direct reconstruction, and adaptive algorithms for intracranial small vessels

合理设置窗宽窗位,不仅能有效显示斑块和血管,还能适应不同剂量对比剂水平的CT数据,实现更加精准的图像诊断。为了评估该方法的重建效果,使用均方误差(Mean-Square Error, MSE)和结构相似性指数(Structural Similarity Index, SSIM)作为评价指标^[27]。MSE用于衡量重建图像与医生期望图像之间的像素级误差,数值越小,表明重建图像与医生期望的图像更为接近;SSIM则用于衡量重建图像在亮度、对比度和结构等方面与医生期望图像的相似度,数值越接近1,表明图像的主观质量越高。具体的计算公式如下:

$$MSE = \frac{1}{XY} \sum_{y=0}^{Y-1} \sum_{x=0}^{X-1} e(y,x)^2 \quad (4)$$

$$SSIM = \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (5)$$

其中, μ_x 和 μ_y 分别表示两幅图像的平均值, σ_x 和 σ_y 分别表示图像的方差, σ_{xy} 为图像之间的协方差, C_1 和 C_2 为用于稳定分母的小常数。

分别计算100例数据应用自适应算法前后图像与医生期望图像对比的MSE和SSIM结果,其中直接重建图像的MSE为86.52,SSIM为0.65;自适应算法后的MSE为42.91,SSIM为0.93。对比结果可以看

出,本文提出的自适应窗宽窗位方法在MSE和SSIM指标下的表现均优于应用自适应算法前的重建结果,表明该方法不仅能够在不牺牲图像质量的前提下有效减少误差,还能够提升与医生期望图像的相似度。

3 结语

本文使用CDF统计CT数据的分布特征并应用于体绘制中计算显示效果最佳的窗宽窗位,相比于当前医生手动调节窗宽窗位有更好的阅片体验。通过对比不同数据的重建效果,发现对于斑块的突出显示、不同剂量对比剂数据的适配和颅内细小血管的显示有较好的泛化性。由于当前的方法需要计算病例数据的CDF,故需要一定的预处理时间和计算机内存资源,对于当前计算机是可接受的。由于统计数据的限制,不同数据的泛化性有待进一步提高,神经网络对于解决泛化性问题是一个可行的方案。当前对于CT图像窗宽窗位自适应的研究还是在二维图像,后续可以尝试使用回归神经网络对CDF曲线或者直接提取三维图像特征训练获得模型,通过模型来预测合理的窗宽窗位。

【参考文献】

- [1] De Man B, Nuyts J, Dupont P, et al. An iterative maximum-likelihood polychromatic algorithm for CT[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2001, 20(10): 999-1008.
- [2] Goo HW, Goo JM. Dual-energy CT: new horizon in medical imaging[J]. *Korean J Radiol*, 2017, 18(4): 555-569.
- [3] Xue ZY, Antani S, Long LR, et al. Window classification of brain CT images in biomedical articles[J]. *AMIA Annu Symp Proc*, 2012, 2012: 1023-1029.
- [4] Higashigaito K, Euler A, Eberhard M, et al. Contrast-enhanced abdominal CT with clinical photon-counting detector CT: assessment of image quality and comparison with energy-integrating detector CT[J]. *Acad Radiol*, 2022, 29(5): 689-697.
- [5] Rajendran K, Petersilka M, Henning A, et al. First clinical photon-counting detector CT system: technical evaluation[J]. *Radiology*, 2022, 303(1): 130-138.
- [6] Yuan D, Li LF, Zhang YC, et al. Image quality improvement in head and neck CT angiography: individualized post-trigger delay *versus* fixed delay[J]. *Eur J Radiol*, 2023, 168: 111142.
- [7] Saade C, Deeb IA, Mohamad M, et al. Contrast medium administration and image acquisition parameters in renal CT angiography: what radiologists need to know[J]. *Diagn Interv Radiol*, 2016, 22(2): 116-124.
- [8] Christensen JD, Meyer LT, Hurwitz LM, et al. Effects of iopamidol-370 *versus* iodixanol-320 on coronary contrast, branch depiction, and heart rate variability in dual-source coronary MDCT angiography[J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2011, 197(3): W445-W451.
- [9] 陈锦林, 原培新, 侯浩南, 等. 自适应调节医学CT序列图像窗宽窗位算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2023, 44(10): 1392-1400.
- Chen JL, Yuan PX, Hou HN, et al. Self-adaptation adjusting window width and window level algorithm for medical CT sequence images[J]. *Journal of Northeastern University (Natural Science)*, 2023, 44(10): 1392-1400.
- [10] Wolterink JM, Leiner T, Viergever MA, et al. Generative adversarial networks for noise reduction in Low-Dose CT[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2017, 36(12): 2536-2545.
- [11] Karki M, Cho J, Lee E, et al. CT window trainable neural network for improving intracranial hemorrhage detection by combining multiple settings[J]. *Artif Intell Med*, 2020, 106: 101850.
- [12] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, et al. A survey on deep learning in medical image analysis[J]. *Med Image Anal*, 2017, 42: 60-88.
- [13] Lee H, Kim M, Do S. Practical window setting optimization for medical image deep learning[EB/OL]. (2018-12-03). <https://arxiv.org/abs/1812.00572>.
- [14] Anthimopoulos M, Christodoulidis S, Ebner L, et al. Lung pattern classification for interstitial lung diseases using a deep convolutional neural network[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2016, 35(5): 1207-1216.
- [15] Kikinis R, Pieper SD, Vosburgh KG. 3D slicer: a platform for subject-specific image analysis, visualization, and clinical support [M]//Jolesz FA. *Intraoperative Imaging and Image-Guided Therapy*. New York, NY: Springer New York, 2014: 277-289.
- [16] 丁畅, 董丽丽, 许文海. "直方图"均衡化图像增强技术研究综述[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(23): 12-17.
- Ding C, Dong LL, Xu WH. Review of "histogram" equalization technique for image enhancement[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(23): 12-17.
- [17] Kim YT. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization[J]. *IEEE Trans Consum Electron*, 1997, 43(1): 1-8.
- [18] Gentle JE. *Random number generation and monte Carlo methods* [M]. New York, NY: Springer New York, 2003: 55-60.
- [19] Edition F, Athanasios Papoulis S, Pillai U. *Probability, random variables, and stochastic processes*[M]. New York, NY, USA: McGraw-Hill Europe, 2002: 76-84.
- [20] Pharr M, Jakob W, Humphreys G. *Physically based rendering: from theory to implementation*[M]. 4th ed. Cambridge: MIT Press, 2023: 45-55.
- [21] Engel K, Hadwiger M, Kniss J, et al. *Real-time volume graphics* [D]. A K Peters, 2006: 1-31.
- [22] 方丽萍, 袁琪, 陶晓峰. 基于Cuda的改进体绘制算法在CT血管图像三维重建的应用价值[J]. *实用放射学杂志*, 2024, 40(4): 659-662.
- Fang LP, Yuan Y, Tao XF. Application value of improved Cuda-based volume rendering algorithm in CT vascular imaging three-dimensional reconstruction[J]. *Journal of Practical Radiology*, 2024, 40(4): 659-662.
- [23] Max N. Optical models for direct volume rendering[J]. *IEEE Trans Vis Comput Graph*, 1995, 1(2): 99-108.
- [24] Novák J, Georgiev I, Hanika J, et al. Monte Carlo methods for volumetric light transport simulation[J]. *Comput Graph Forum*, 2018, 37(2): 551-576.
- [25] Ljung P, Krüger J, Groller E, et al. State of the art in transfer functions for direct volume rendering[J]. *Comput Graph Forum*, 2016, 35(3): 669-691.
- [26] Kniss J, Kindlmann G, Hansen C. Multidimensional transfer functions for interactive volume rendering[J]. *IEEE Trans Vis Comput Graph*, 2002, 8(3): 270-285.
- [27] Balloni E, Ceka D, Pierdicca R, et al. Comparative assessment of neural rendering methods for the 3D reconstruction of complex heritage sites in the inner areas of the Marche region - Italy[J]. *Digital Appl Archaeol Cult Herit*, 2024, 35: e00371.

(编辑:陈丽霞)