

论著

人工智能技术辅助分析头颈部CTA的应用价值研究

韦家旭 所世腾 李传争
唐强强 郭鹏 王嵇*上海交通大学医学院附属仁济医院放射科
(上海 200127)

【摘要】目的 以有创动脉造影(digital subtraction angiography, DSA)为参考标准, 通过与手动后处理法比较, 探讨在头颈部CT血管成像(ct angiography, CTA)后处理过程中人工智能(artificial intelligent, AI)辅助分析的应用价值。**方法** 回顾性分析2020年4月-2022年9月在本院行头颈部CTA并于1月内行头颈部动脉造影检查且符合纳入标准的42例患者的影像资料, 男30例, 女12例, 平均年龄(67±10.9)岁。通过与手工法图像后处理进行比较, 评价AI法后处理的工作效率、VR图像质量、标准符合率以及对颈动脉狭窄程度的诊断符合率。**结果** 对42例患者的84条双侧颈动脉进行分析, 人工智能平均完成时间为(1.23±0.17)min, 比手工方法(7.95±2.42)min缩短约6.72min, 平均时间增益率为84%。人工智能获得的VR图像质量与一般图像质量之比分别为88.1%(37/42)和9.5%(4/42), 手动方法获得的VR图像质量与一般图像质量之比分别为19.0%(8/42)和69.0%(29/42)。两种方法获得的VR图像质量主观评分差异有统计学意义($P<0.001$); 以DSA为“金标准”, 其中正常33根, 闭塞10根, 狭窄41根; 在检测闭塞上手工和AI测量准确率均100%, 狭窄率手工及人工智能测量结果分别为49.7%±20.9%、51.9%±26.3%, 二者无显著性差异($P=0.24$), 组内相关系数为0.879; **结论** 基于图像分割技术对头颈部CTA血管成像进行后处理, 可以显著缩短后处理时间, 提高诊断的准确性和效率。此外, VR后处理的图像质量优于手工方法, 诊断血管闭塞和狭窄的准确性与手工方法相当, 可以更好地辅助影像医生进行诊断。

【关键词】 人工智能; 头颈CTA; CT血管成像; 图像后处理

【中图分类号】 R323.1

【文献标识码】 A

DOI:10.3969/j.issn.1672-5131.2024.08.052

Research on the Application Value of Artificial Intelligence Technology Assisted Analysis of Head and Neck CTA

WEI Jia-xu, SUO Shi-teng, LI Chuan-zheng, TANG Qiang-qiang, GUO-peng, WANG-Ji*
Department of Radiology, Renji Hospital, Shanghai Jiao Tong University School of Medicine, Shanghai 200127, China

ABSTRACT

Objective Using digital subtraction angiography (DSA) as the reference standard, by comparing with manual post-processing, To explore the application value of artificial intelligent (AI) assisted analysis in the post-processing of head and neck ct angiography (CTA). **Methods** The imaging data of 42 patients who received head and carotid artery CTA in our hospital from April 2020 to September 2022 and underwent head and carotid artery angiography within 1 month and met the inclusion criteria were retrospectively analyzed, including 30 males and 12 females, with an average age of (67±10.9) years. By comparing with manual image post-processing, the work efficiency, VR image quality, standard coincidence rate and diagnosis coincidence rate of carotid artery stenosis degree of AI method were evaluated. **Results** 84 bilateral carotid arteries of 42 patients were analyzed. The average completion time of artificial intelligence was (1.23±0.17)min, which was about 6.72min shorter than that of manual method (7.95±2.42)min, and the average time gain rate was 84%. The ratio of VR image quality to general image quality obtained by artificial intelligence was 88.1%(37/42) and 9.5%(4/42), and the ratio of VR image quality to general image quality obtained by manual methods was 19.0%(8/42) and 69.0%(29/42), respectively. The subjective scores of VR image quality obtained by the two methods were statistically significant ($P<0.001$). Using DSA as the gold standard, 33 were normal, 10 were occluded and 41 were stenosis. The accuracy of manual and AI measurement was 100%, and the stenosis rate was 49.7%±20.9% and 51.9%±26.3%, respectively, with no significant difference ($P=0.24$), and the intra-group correlation coefficient was 0.879. **Conclusion** Post-processing of head and neck CTA angiography based on image segmentation technology can significantly shorten the post-processing time and improve the accuracy and efficiency of diagnosis. In addition, the image quality of VR post-processing is superior to manual methods, and the accuracy of diagnosing blood vessel occlusion and stenosis is comparable to manual methods, which can better assist imaging doctors in diagnosis.

Keywords: Artificial Intelligence; Head and Neck CTA; CT Angiography; Image Post-processing

随着公众健康意识的提高, 近年来大型医学影像设备层出不穷, 各类成像技术日新月异, 颈动脉CT血管成像(CT angiography, CTA)已成为临床排除疑似头颈疾病的首选无创检查方法, 在临床诊断、手术操作、预后评估等各个阶段都离不开影像技术的支撑。然而, 因其解剖结构错综复杂, 与高密度椎体、颅骨相邻, 在过去的几十年里, 影像技师利用传统的技术, 尝试优化图像分割结果的精度和效果, 但受限于数据处理能力, 在实际应用中仍然存在诸多问题^[1]。随着人工智能(artificial intelligent, AI)技术的不断发展^[2], 基于图像分割技术大幅度提升, 在辅助诊断上越来越精准, AI将完成结构化的报告和对比、数据的采集与挖掘, 提高医师诊断的准确性和效率, 减少人力成本。这样一来, 医师有更多的时间用于疑难病例多学科讨论和临床科研, 有充分时间进行医患沟通和新技术的研发。但是, 目前关于AI对头颈部CTA图像后处理辅助分析的可行性的研究还较少^[3-5]。因此, 本研究通过AI与人工对颈动脉CTA图像后处理进行对比分析, 以进一步验证AI软件辅助分析头颈部CTA的可行性。

1 资料与方法

1.1 一般资料 回顾性分析2020年3月至2022年9月中上海交通大学医学院附属仁济医院接受颈动脉CTA检查的42例怀疑有头颈血管疾病的患者, 其中男30例, 女12例, 平均年龄(67±10.9)岁。

纳入标准: 临床评估脑血管疾病筛查、诊断、术前检查等;无碘造影剂过敏史。排除标准: 扫描图像不能满足诊断; 支架术后;孕期或近期需备孕患者; 无基础疾病, 如严重肾功能不全、哮喘、甲状腺功能亢进患者等。

1.2 检查方法 CTA扫描: 成像扫描采用联影960 CT设备, 体位摆放为仰卧头足位, 自由呼吸, 扫描由足向头。病人手臂置于身体两侧自然放松, 扫描前应去除可能影响图像质量的物品, 并建议患者不要吞咽, 以免图像质量差。扫描区域自主动脉弓至颅骨顶部。扫描参数: 管电压 100 kV^[6], 造影剂阈值触发技术自动跟踪, 升主动脉感兴趣区域(ROI) (region of interest, ROI)设置, 触发阈值100HU, 触发后扫描延迟4~5s。层厚和层间距均为0.625mm, 螺距为0.8938, 矩阵512×512。扫描步骤: (1)双定位相扫描; (2)调节造影剂用量(碘佛醇(350mgI/mL)流速5mL/s; (3)双筒高压注射器于右侧肘正中静脉给予总剂量50mL, 随后等量注入生理盐水30mL。

1.3 图像后处理方法

【第一作者】 韦家旭, 男, 主管技师, 主要研究方向: CT与MRI影像技术及后处理。E-mail: weijiaxu2022@163.com

【通讯作者】 王 嵇, 男, 副主任技师, 主要研究方向: 医学影像技术及图像后处理。E-mail: jeff1885@126.com

1.3.1 影像分析 采用人工智能与手工这两种分析模式,对每个病例的狭窄程度及狭窄部位进行分析,记录每例患者影像的重建时间(从图像输入到最终传输到PACS)。将原始数据传输至GE AW4.6工作站和联影UAI头颈动脉辅助诊断软件。采用容积重建(VR)、最大密度投影(MIP)、多面重建(MPR)、曲面重建(CPR)等多种模式完成图像后处理。测量颈动脉狭窄程度,多处狭窄取最狭窄一处进行测量。

1.3.2 AI分析:通过联影(UAI)头颈动脉辅助诊断系统对原始数据进行分析。使用人工智能的特征提取及分割技术,对图像进行VR、MIP、MPR、CPR等自动化后处理,血管标识,同时对颈动脉狭窄率进行分析,并给出狭窄率判读结果。

1.3.3 医师分析 采用双盲法,两组影像医师在未进行报告判读的情况下通过后处理工作站(GE AW4.6)独立评估。结果出现争议时,共同讨论得到最终的判读结果。

1.4 评价指标

1.4.1 工作效率评价 收录两种重建方式对图像后处理(VR)及分析血管狭窄程度所需时间,且通过在单位时间、单位人员条件下,人工智能辅助诊断时间和人工诊断平均时间差值与人工智能辅助诊断平均时间和人工诊断平均时间中高值的比例计算两者工作效率之间的比值;平均时间增益率=两组重建时间均值的差值/两组重建时间均值中的高值×100%^[7]。

1.4.2 VR图像质量评价 图像后处理(VR)质量评价,采用双盲法由两名医师进行评价,并根据质控要求做出主观评价,主观评价采用三分法分为优质、一般、差三个等级。优质:血管清晰可见,无缺失及骨质、静脉污染;一般:除劣质图像之外,不满足优秀评价要求的任何一项;差:血管缺失(包括因吞咽、金属假牙的因素导致血管缺失)或误添血管,血管标识错误评价为不合格图像。记录各种不利因素导致的图像缺陷病例数进行比较^[8]。

1.5 颈动脉狭窄判断程度 北美症状性颈动脉内膜切除术试验(the North American symptomatic carotid endarterectomy trial, NASCET)通常用于确定颈动脉狭窄程度,直径狭窄率(%)=(1-最窄处管腔的残余内径/狭窄远端正常段血管内径)×100%^[9-10]。

1.6 统计学分析 采用IBM SPSS 21.0软件对数据进行统计分析,符合正态分布的数据以均数±标准差表示,计数数据以频率(百分比)表示。采用配对样本t检验比较分析时间与测量的狭窄率,采用组内相关系数分析不同方法狭窄率的一致性,采用Wilcoxon秩和检验比较VR后处理图像质量主观评分。P<0.05为差异有统计学意义。

2 结果

人工智能组和手动组所有患者头颈部CTA图像的平均后处理时间分别为(1.23±0.17)min和(7.95±2.42)min,人工智能组缩短了约6.72min(见图1),平均增益率为84%。结果表明,人工智能头颈部辅助诊断软件的工作效率较高。人工智能组与手动组图像质量评分对比结果如表1所示。

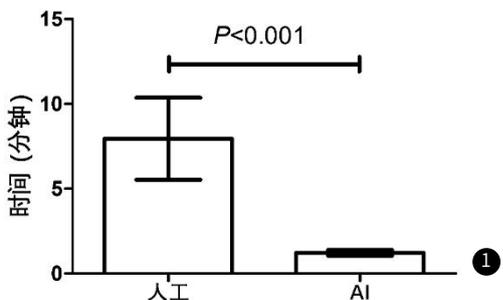


图1 人工与AI重建血管后处理的平均时间

表1 两组重建方式VR图像评分比较

	优质	一般	差	P值
AI	37 (88.1%)	4 (9.5%)	1 (2.4%)	<0.001
人工	8 (19.0%)	29 (69.0%)	5 (11.9%)	

2.1 两组VR影像清晰显示血管解剖及病变 见图2,其中,AI组图像质量优质、一般和图像质量差(图3)比率分别为88.1%(37/42)、9.5%(4/42)及2.4%(1/42),人工组分别为19.0%(8/42)、69.0%(29/42)及11.9%(5/42),两组VR图像质量评分差异有统计学意义(P<0.001)。

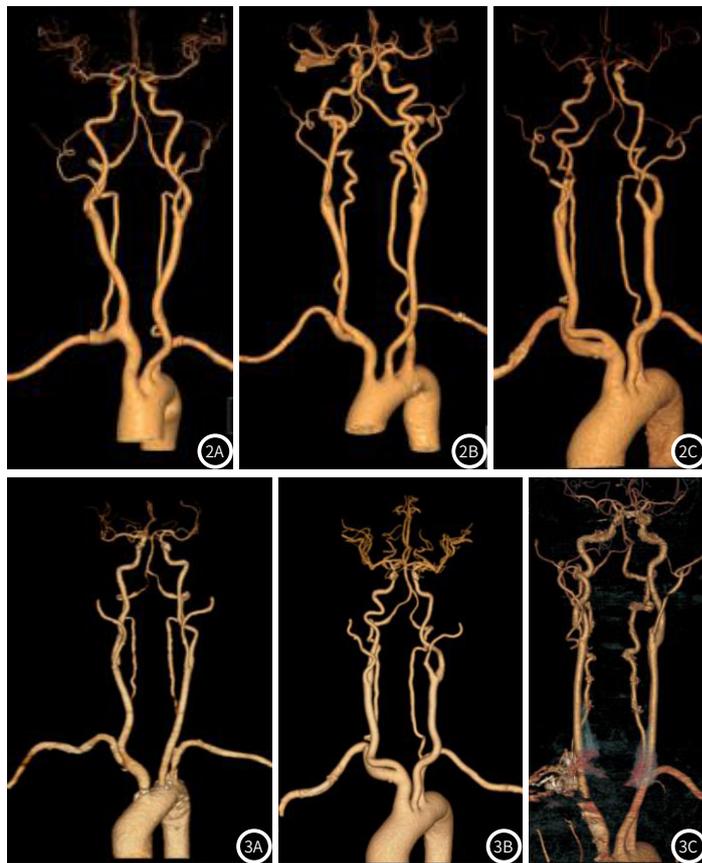


图2A-图2C AI头颈辅助诊断软件后处理得到的VR图像。
图3A-图3C AI与人工后处理重建质量等级评分示意图;人工后处理重建得到的VR图像。3A图像质量优质:血管清晰可见,无缺失及骨质、静脉污染;3B图像质量一般:满足优秀评价要求的任何一项;3C图像质量差:血管缺失(包括因吞咽、金属假牙的因素导致血管缺失)或误添血管,血管标识错误评价为不合格图像。

2.2 两组中对颈动脉管腔狭窄程度准确度进行比较 见表2,以DSA为“金标准”,两侧84根颈动脉正常33根,闭塞10根,狭窄41根。对于闭塞血管,AI和人工测量准确率均100%;对于狭窄血管,人工及AI测量结果分别为49.7%±20.9%、51.9%±26.3%,二者无显著性差异(P=0.24),组内相关系数为0.879,表明一致性较好(图4)。

表2 人工及AI组分析CTA头颈动脉狭窄率及与DSA金标准的比较分析

DSA狭窄率		49.5%±22.8%
CTA狭窄率	人工	49.7%±20.9%
	AI	51.9%±26.3%
P值	DSA vs CTA _{人工}	0.84
	DSA vs CTA _{AI}	0.11
	CTA _{人工} vs CTA _{AI}	0.24
组内相关系数	DSA vs CTA _{人工}	0.970 (0.945, 0.984)
	DSA vs CTA _{AI}	0.928 (0.868, 0.961)
	CTA _{人工} vs CTA _{AI}	0.879 (0.785, 0.933) 0.880

2.3 在临床图像后处理中发现, 头颈动脉辅助诊断软件并非万能的, 当遇到数据样本不足或者不均衡时, 软件学习算法可能无法

很好地学习到数据的真实分布, 从而导致图像后处理失败或错误, 如血管起源异常、术后及伪影等因素。

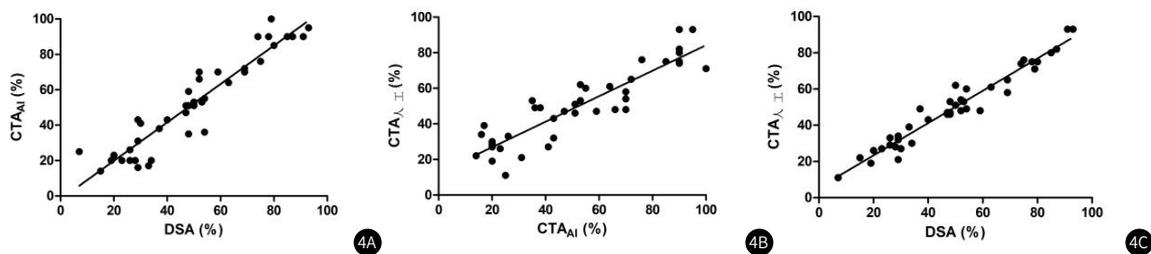


图4A: ICC DSA vs CTA人工; 图4B: ICC DSA vs CTA_{AI}; 图4C: ICC CTA人工vs CTA_{AI}。

3 讨论

医学影像技术的创新及研发, 通过多学科的交叉融合, 解决临床急迫面临的难点与痛点, 真正满足老百姓的需要; 以CT脑卒中智能辅助软件系统为研发代表的AI技术在脑卒中影像领域迅速发展, 促进了人工智能在心血管影像中的应用^[11]。

人工智能在数据采集和分析、图像后处理、到辅助诊断报告的全流程, 进一步减轻医师和技师的重复劳动, 同时缩短图像重建时间^[12-13]。研究发现, 人工智能的后处理时间可以比人工节省约70%, 这凸显了它在提高工作效率方面的优势。此外, 人工智能辅助诊断软件在VR图像着色和渲染方面表现良好^[14], 视觉感知强于人工组, 头颈血管因其解剖结构错综复杂, 与高密度椎体、颅骨相邻^[15], 在过去的几十年里, 影像技师利用传统的技术, 尝试优化图像分割结果的精度和效果, 但受限于数据处理能力, 这对人工智能辅助诊断软件显示局部解剖结构形态有很好的反馈作用。在判读头颈血管狭窄程度上, AI及人工测量结果无显著性差异, 对于闭塞血管, 两者在测量准确率上均为100%。然而, 在AI图像分割中, 部分血管缺失率为2.4%(1/42), 杂质、骨、静脉污染率为9.5%(4/42), 这些现象可能来自于算法开发人员的偏见、数据数据方法的偏见、数据样本的不足或样本不均衡等因素, 从而导致AI出现算法错误; 减少或避免此类现象的产生, 需要提高数据的质量, 选择高质量、多样性、平衡性的数据集; 对数据进行预处理, 例如标准化、平衡化等; 同时需要改进机器学习算法, 建立多样性的研究团队, 以确保在算法设计和训练过程中考虑到不同的观点和经验。因此, 技师与人工智能的结合无疑才是最佳选择, 让人工智能成为放射科医师的“第二双眼睛”, 避免因工作疲惫或经验不足出现漏诊或误诊。

综上所述, 人工智能在头颈部CTA图像后处理中显示出明显的优势及应用前景。在明显缩短后处理时间的同时提高工作效率, 并能辅助影像医师进行诊断。

参考文献

- [1] 金征宇. 人工智能医学影像应用: 现实与挑战[J]. 放射学实践, 2018, 33(10): 989-991.
- [2] 刘士远, 萧毅. 基于深度学习的人工智能对医学影像学的挑战和机遇[J]. 中华放射学杂志, 2017, 51(12): 899-901.
- [3] 曲晓霞, 鲜军舫. 头颈部疾病影像组学和人工智能的艰难探索与展望[J]. 放射学实践, 2021, 36(8): 949-951.
- [4] 王珍, 邱晓明, 叶宇. 人工智能技术在头颈部CT血管成像中的临床应用价值[J]. 临床放射学杂志, 2022, 41(11): 2025-2030.
- [5] 胡斌, 荐志洁, 张蕴, 等. 基于头颈部CTA的人工智能辅助诊断系统对颅内动脉瘤的应用价值探讨[J]. 中国数字医学, 2022, 17(1): 33-37, 26.
- [6] 余甲乐, 刘峰, 邢杰, 等. 低管电压联合低剂量对比剂在头颈部CT血管成像中的应用[J]. 中国医学影像学杂志, 2022, 30(4): 327-332.
- [7] 中华人民共和国国家卫生和计划生育委员会. 人工智能辅助诊断技术临床应用质量控制指标[Z/OL]. [2017-12-31].
- [8] 张晓浩, 刘军波, 范丽娟. 人工智能技术应用于冠状动脉CTA图像后处理的可行性[J]. 放射学实践, 2021, 36(8): 994-999.
- [9] 王少虎, 牟鑫, 许程飞, 等. 老年人颈动脉狭窄与脑白质结构网络拓扑属性的相关性[J]. 山东大学学报(医学版), 2023, 61(2): 72-77.
- [10] 王力锋, 何晓芬. 基于造影诊断的颈内动脉重度狭窄合并冠状动脉重度狭窄的影响因素分析[J]. 中国脑血管病杂志, 2022, 19(3): 161-166.
- [11] 周辉, 李坤鹏, 赵翰文, 等. 人工智能在心血管病领域的应用和发展[J]. 国际心血管病杂志, 2022, 49(4): 216-218.
- [12] 萧毅, 刘士远. 客观看待人工智能在医学影像中的作用[J]. 放射学实践, 2018, 33(10): 992-994.
- [13] 杨浩, 武乐乐, 曹阿丹, 等. 经头颈部CTA联合三维重建技术用于脑血管疾病动脉狭窄的诊断价值[J]. 罕少疾病杂志, 2024, 31(5): 12-14.
- [14] 邹清艺, 古展亮, 周婷, 等. 256排CT减影技术与人工智能技术在颅内动脉瘤中的价值对比[J]. 中国CT和MRI杂志, 2023, 21(10): 39-41.
- [15] 李静秋. 对比剂不同注射方案对头颈部CTA图像质量的影响[J]. 中国CT和MRI杂志, 2018, 16(4): 4-6, 12.

(收稿日期: 2023-09-01)

(校对编辑: 姚丽娜)