

doi:10.3969/j.issn.1005-3697.2026.06.008

✧ 临床研究 ✧

人工智能在头颈部 CTA 血管狭窄评估中的临床应用价值

邱林¹, 石涛¹, 邓雪梅¹, 苏思宇¹, 林鹏², 林永^{1,2}, 蔡春仙¹, 刘爱民¹

(内江市第二人民医院, 1. 医学影像科; 2. 介入室, 四川 内江 641000)

【摘要】目的: 探讨人工智能(AI)在头颈部 CT 血管成像(CTA)血管狭窄分级中的应用价值, 并比较其与一线、二线医师在真实临床流程中的诊断效能。**方法:** 回顾性纳入同时完成头颈部 CTA 及数字减影血管造影(DSA)的 212 例患者, 以 3 816 个血管段为分析单位。以 DSA 为金标准, 比较一线医师、二线医师及 AI 系统在 $\geq 50\%$ 狭窄、 $\geq 70\%$ 狭窄及完全闭塞 3 个终点下的诊断效能, 并行 McNemar 检验及受试者工作特征(ROC)曲线分析、DeLong 检验; 进一步比较 AI 与不同层级一线医师的差异, 并分析其在前、后循环中的表现。**结果:** 二线医师在 3 个终点下总体诊断效能均最佳; AI 系统总体表现与一线医师接近, 但整体低于二线医师($P < 0.001$)。3 个终点下一线医师、二线医师及 AI 系统 ROC 曲线下面积(AUC)分别为 0.841、0.910、0.838、0.893、0.950、0.877 和 0.931、0.964、0.914。AI 与一线医师 AUC 差异均无统计学意义($P > 0.05$), 而与二线医师差异均有统计学意义($P < 0.001$)。分层后, AI 与住院医师、主治医师 AUC 差异均未达统计学意义($P > 0.05$), 但在 $\geq 50\%$ 及 $\geq 70\%$ 狭窄终点下较住院医师具有更优配对判定表现。AI 在前循环中表现较稳定, 在后循环中敏感度相对下降。**结论:** AI 在头颈部 CTA 血管狭窄分级中具有一定辅助诊断价值, 其总体表现与一线医师接近, 但仍低于二线医师, 更适合作为一线判读辅助及二线复核前的提示工具。

【关键词】 头颈部 CTA; 人工智能; 数字减影血管造影; 血管狭窄; 诊断效能

【中图分类号】 R323.1 **【文献标志码】** A

Clinical value of AI in the assessment of vascular stenosis on head and neck CTA

QIU Lin¹, SHI Tao¹, DENG Xue-mei¹, SU Si-yu¹, LIN Peng², LIN Yong^{1,2}, CAI Chun-xian¹, LIU Ai-min¹

(1. Department of Medical Imaging; 2. Interventional Radiology Unit, the Second People's Hospital of Neijiang, Neijiang 641000, Sichuan, China)

【Abstract】Objective: To investigate the value of artificial intelligence (AI) in grading vascular stenosis on head and neck CT angiography (CTA) and to compare its diagnostic performance with that of frontline and second-line radiologists in a real-world clinical workflow. **Methods:** A total of 212 patients who underwent both head and neck CTA and digital subtraction angiography (DSA) were retrospectively enrolled. Using 3,816 vascular segments as the unit of analysis, DSA was used as the reference standard. The diagnostic performance of frontline radiologists, second-line radiologists, and the AI system was compared for three binary endpoints: $\geq 50\%$ stenosis, $\geq 70\%$ stenosis, and complete occlusion. McNemar tests, receiver operating characteristic (ROC) curve analyses and DeLong tests were performed. Further analyses compared AI with frontline radiologists of different seniority levels and evaluated its performance in the anterior and posterior circulation. **Results:** Second-line radiologists achieved the best overall diagnostic performance across all three endpoints. The overall performance of the AI system was comparable to that of frontline radiologists but remained inferior to that of second-line radiologists ($P < 0.001$). For the three endpoints, the AUCs of frontline radiologists, second-line radiologists, and the AI system were 0.841, 0.910, and 0.838 for $\geq 50\%$ stenosis, 0.893, 0.950, and 0.877 for $\geq 70\%$ stenosis, and 0.931, 0.964, and 0.914 for complete occlusion, respectively. No significant differences in AUC were observed between AI and frontline radiologists ($P > 0.05$), whereas AI differed significantly from second-line radiologists for all endpoints ($P < 0.001$). After stratification, no significant AUC differences were found between AI and either residents or attending radiologists ($P > 0.05$). However, for the $\geq 50\%$ and

基金项目: 四川省卫生健康委员会科技项目(25CXTD43); 四川省医学会青年创新项目(Q2024013); 四川省内江市基础研究与应用基础研究(2024NJJCYJEYY018)

作者简介: 邱林(1991—), 男, 硕士, 主治医师。E-mail: 209291551@qq.com

通讯作者: 刘爱民。E-mail: 307444627@qq.com

$\geq 70\%$ stenosis endpoints, AI showed better paired classification performance than residents. AI performed relatively stable in the anterior circulation, while its sensitivity decreased in the posterior circulation. **Conclusion:** AI demonstrates adjunctive value in grading vascular stenosis on head and neck CTA. Its overall performance is comparable to that of frontline radiologists but remains inferior to that of second-line radiologists. At the current stage, AI is better suited as an assistive tool for frontline interpretation and as a prompt before second-line review.

【Key words】 Head and neck CT angiography; Artificial intelligence; Digital subtraction angiography; Vascular stenosis; Diagnostic performance

目前缺血性脑卒中是我国成人死亡和致残的主要原因之一^[1],其发生与头颈部动脉狭窄或闭塞密切相关。准确评估头颈部血管狭窄程度,对于卒中风险分层、治疗策略制定及预后判断均具有重要意义^[2]。数字减影血管造影(digital subtraction angiography, DSA)是诊断头颈部动脉病变的金标准,但属有创检查,难以作为常规筛查手段广泛开展^[3]。头颈部 CT 血管成像(CT angiography, CTA)具有检查速度快、空间分辨率高、能够较全面显示头颈部血管结构及病变范围等优势,已成为临床评估头颈部血管狭窄和闭塞的重要影像学方法^[4]。

虽然 CTA 在临床中的应用日益广泛,其判读结果仍较大程度依赖于阅片医师经验,尤其对于中重度狭窄、复杂闭塞及急诊 CTA 判读中,不同医师之间判断存在差异^[5]。真实临床工作中,一线医师负责初步判读,二线医师承担复核任务,这种分层判读模式有助于提高诊断准确性,但同时也加重了阅片负担^[6]。近年来,人工智能(artificial intelligence, AI)在医学影像中的应用持续推进,在血管分割、病变识别及狭窄定量分析等方面已显示出一定应用前景,有望提高 CTA 判读的效率和一致性^[7]。

目前有关 AI 在头颈部 CTA 中的研究,多集中于血管后处理、病变识别及狭窄分级等算法性能验证,或比较 AI 与人工判读准确性^[7-8];而结合真实临床流程,同时比较一线医师、二线医师及 AI 系统表现的研究仍相对少见,AI 在不同层级医师判读体系中的能力定位亦尚不明确。基于此,本研究以 DSA 为金标准、以血管段为分析单位,比较一线医师、二线医师及 AI 系统在头颈部 CTA 血管狭窄分级中的诊断效能,评估 AI 在真实临床工作流程中的应用价值。

1 资料与方法

1.1 研究对象

本研究为单中心、真实世界、回顾性研究。连续纳入 2022 年 1 月至 2025 年 5 月于内江市第二人民医院影像科同时完成头颈部 CTA 及 DSA 检查的患者 212 例。纳入标准:(1)完成头颈部 CTA 检查,并于 48 h 内进行 DSA 检查的患者,且两次检查

间隔期间未接受静脉溶栓、血管内取栓等可能影响血管状态的干预治疗;(2)影像资料完整,可对目标血管段进行对应分析;(3)一线医师、二线医师及 AI 系统均有可匹配的判定结果。排除标准:(1)CTA 或 DSA 图像质量不佳,影响判读;(2)关键临床或影像资料缺失,无法完成数据分析;(3)严重伪影、术后改变或其他因素导致狭窄程度无法准确评估。

1.2 方法

1.2.1 检查方法 CTA 检查:采用 Philips Brilliance iCT 256 层螺旋 CT 扫描仪。扫描参数:管电压 100 kV,管电流 135 mAs,层厚 0.65 mm,视野(FOV)250 mm,矩阵 512×512 。经肘静脉以 4.0 mL/s 速率注射碘帕醇(370 mgI/mL),采用 Bolus Tracking 技术触发扫描,扫描范围自主动脉弓至颅顶,扫描基线与颅底平行。

DSA 检查:采用 GE Innova IGS 410/530 数字减影血管造影系统。检查参数:管电压 70 kV,管电流 30 mA,采集帧率 5 frame/s,视野 250 mm,采用实时减影模式。经导管向颈总动脉以 4.0 mL/s 速率注射碘帕醇(370 mgI/mL),单次剂量 10 mL,在 Roadmap 路径图引导下完成定位及血管采集。

AI 系统检测:采用 CTA 头颈血管智能分析系统(uAI Discover Cerebral CTA,版本号:R001,上海联影智能医疗科技有限公司)对头颈部 CTA 图像进行分析。将 DICOM 格式头颈部 CTA 原始图像手动导入系统后,由系统自动完成血管分割、狭窄识别及狭窄程度分析,并按狭窄百分比输出各血管判定结果。

1.2.2 研究方法 回顾性整理各受试者 CTA 诊断报告及 AI 输出结果,以头颈部主要动脉血管段为分析单位,包括头臂干、双侧锁骨下动脉、双侧颈总动脉、双侧颈动脉窦、双侧颈内动脉、双侧大脑前动脉、双侧大脑中动脉、双侧大脑后动脉、双侧椎动脉及基底动脉。初步诊断报告代表一线医师判读结果,复核后诊断报告代表二线医师判读结果,AI 结果为系统独立输出结果,DSA 作为金标准。研究期间,本中心尚未将头颈部 CTA AI 分析系统应用于临床工作流程,CTA 临床报告均由影像医师独立完成,未受到 AI 分析结果影响。

分别记录各血管段 DSA 分级、一线医师分级、二线医师分级及 AI 分级结果。所有方法均采用统一的 4 级狭窄编码:0 为狭窄<50%,1 为 50%~69%,2 为 70%~99%,3 为完全闭塞。以血管段为单位,分别构建≥50%狭窄、≥70%狭窄及完全闭塞 3 个二分类终点,比较一线医师、二线医师及 AI 系统相对于 DSA 的诊断表现。进一步将一线医师分为住院医师和主治医师,以评估 AI 与不同层级医师之间的接近程度及差异特点。同时进一步评估 AI 系统在前、后循环血管段中的诊断效能差异。

1.3 统计学分析

采用 SPSS 26.0 软件进行统计分析。计量资料符合正态分布者以($\bar{x} \pm s$)表示,计数资料以[n(%)]表示。配对比较采用 McNemar 检验,诊断效能采用受试者工作特征(receiver operating characteristic,ROC)曲线分析,并计算曲线下面积(area under the curve, AUC),组间 AUC 比较采用 DeLong 检验。 $P<0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 研究对象及影像诊断医师构成

本研究共纳入患者 212 例,其中男性 148 例(69.8%),女性 64 例(30.2%),年龄(65.7±12.9)岁。其中住院医师初步判读 104 例,主治医师初步判读 108 例。以血管段为分析单位,共纳入 3 816 个血管段;DSA 判定≥50%狭窄、≥70%狭窄及完全闭塞阳性血管分别为 332 段、246 段、149 段。

参与 CTA 初步判读的一线医师共 19 名,其中住院医师 11 名,影像诊断工作年限为(3.09±1.76)

年,完成初步判读 104 例;主治医师 8 名,影像诊断工作年限为(10.88±2.95)年,完成初步判读 108 例。参与 CTA 复核判读的二线医师共 11 名,影像诊断工作年限为(18.09±5.87)年。

2.2 一线医师、二线医师及 AI 系统总体诊断效能比较

以 DSA 为金标准,在≥50%狭窄、≥70%狭窄及完全闭塞 3 个终点下,二线医师总体诊断效能均为最佳;该 AI 系统总体表现与一线医师接近,但整体仍低于二线医师。该 AI 系统在部分终点下表现为特异度较高,而敏感度相对偏低。McNemar 检验显示,在≥50%及≥70%狭窄终点下,AI 系统与一线医师、二线医师之间配对判定差异均有统计学意义(均 $P<0.05$);在完全闭塞终点下,该 AI 系统与一线医师之间差异无统计学意义($P>0.05$),而与二线医师之间差异仍有统计学意义(均 $P<0.05$)。见表 1。

2.3 各方法 ROC 曲线分析及 AUC 比较

ROC 曲线分析显示,二线医师在 3 个终点下均具有最高 AUC。对于≥50%狭窄、≥70%狭窄及完全闭塞终点,一线医师、二线医师及该 AI 系统的 AUC 分别为 0.841、0.910、0.838,0.893、0.950、0.877 和 0.931、0.964、0.914。见图 1。

DeLong 检验显示,该 AI 系统与一线医师在 3 个终点下 AUC 差异均无统计学意义($P=0.877$ 、0.293、0.326);该 AI 系统与二线医师之间、一线医师与二线医师之间 AUC 差异均有统计学意义($P<0.001$)。见表 1 及图 1。

表 1 一线医师、二线医师、AI 系统在 3 个终点下的诊断效能比较(95%CI)

终点	方法	敏感度(%)	特异度(%)	准确率(95%CI)	AUC 值	McNemar 检验 P 值	DeLong 检验 P 值
≥50%狭窄	一线医师	70.2	96.3	94.1(93.3~94.8)	0.841		
	二线医师	83.1	98.0	96.7(96.1~97.2)	0.910	<0.001 ^①	<0.001 ^①
	AI 系统	69.0	98.1	95.5(94.8~96.2)	0.838	<0.001 ^① ,0.002 ^②	0.877 ^① ,<0.001 ^②
≥70%狭窄	一线医师	75.2	97.9	96.5(95.8~97.0)	0.893		
	二线医师	89.0	98.5	97.9(97.3~98.3)	0.950	<0.001 ^①	<0.001 ^①
	AI 系统	67.9	99.1	97.1(96.5~97.6)	0.877	0.045 ^① ,0.017 ^②	0.293 ^① ,<0.001 ^②
完全闭塞	一线医师	77.9	99.2	98.4(98.0~98.8)	0.931		
	二线医师	89.3	99.4	99.0(98.6~99.3)	0.964	<0.001 ^①	<0.001 ^①
	AI 系统	71.1	99.3	98.2(97.7~98.5)	0.914	0.328 ^① ,<0.001 ^②	0.326 ^① ,<0.001 ^②

①与一线医师比较;②与二线医师比较。

2.4 一线不同层级医师与 AI 系统的诊断效能比较

进一步将一线医师分为住院医师和主治医师后,分析显示,该 AI 系统与住院医师、主治医师诊断效能的 AUC 差异均未达到统计学意义。McNemar 检验显示,在≥50%及≥70%狭窄终点下,该 AI 系统较住院医师具有更优的配对判定表现,

而与主治医师在 3 个终点下均未见统计学差异($P>0.05$)。

总体分析,该 AI 系统在部分狭窄终点下可表现出较住院医师更优的配对判定能力;与主治医师相比,则更多体现为敏感度与特异度的差异,而非总体判别能力的显著差别。见图 2。

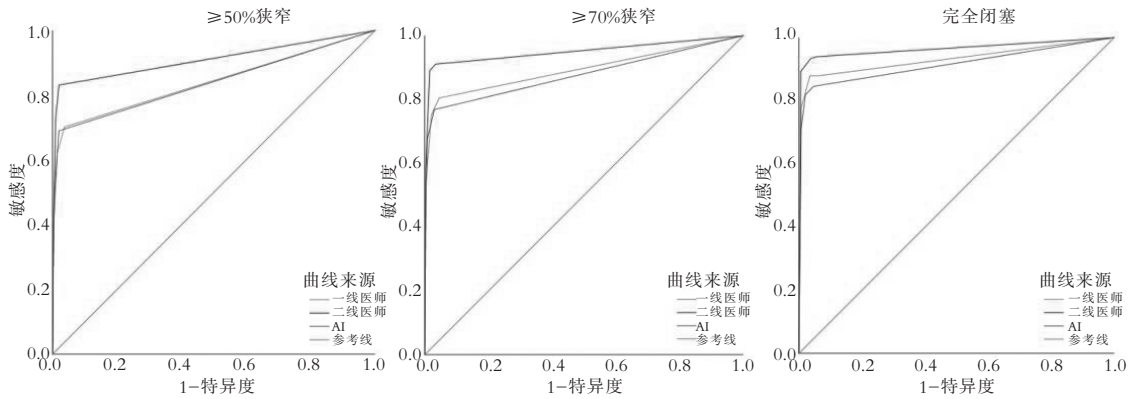


图 1 一线医师、二线医师及 AI 系统对不同狭窄终点的 ROC 曲线

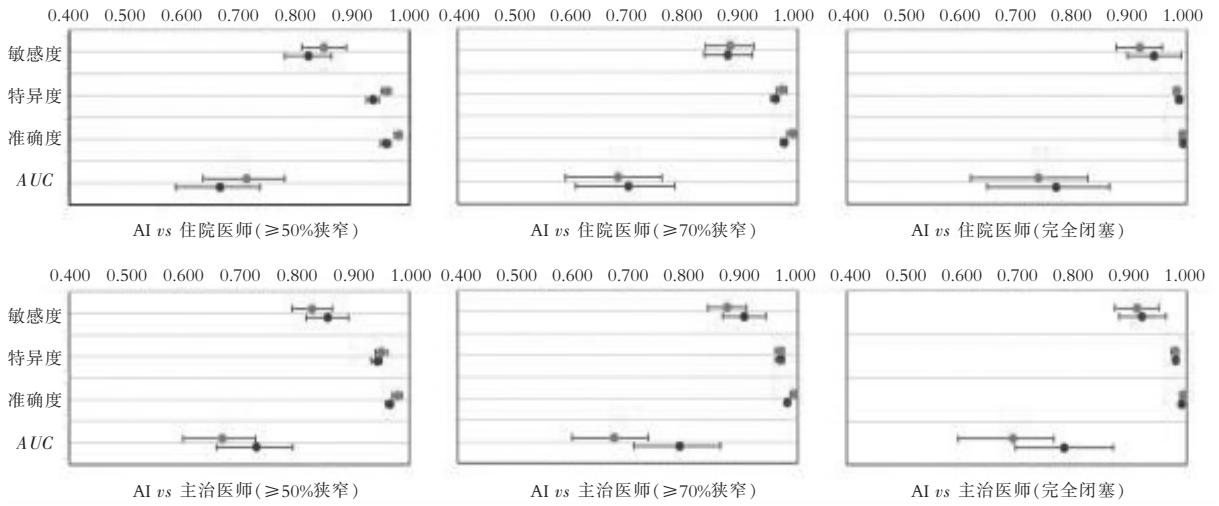


图 2 不同层级一线医师与 AI 系统在不同狭窄终点下的诊断效能比较

2.5 AI 系统在不同解剖位置血管段中的诊断效能比较

将头颈部动脉按前、后循环分层分析后显示,在前循环血管中,该 AI 对 $\geq 50\%$ 和 $\geq 70\%$ 狭窄判定的准确率分别为 97.0%和 98.5%,一线医师对 $\geq 50\%$ 和 $\geq 70\%$ 狭窄判定的准确率分别为 94.9%和

96.9%,二者差异均有统计学意义($P<0.001$),而该 AI 与二线医师比较差异均无统计学意义(McNemar,分别为 $P=0.702$ 和 $P=0.332$)。相比之下,该 AI 在后循环中的诊断表现相对较弱,尤其在 $\geq 70\%$ 狭窄及闭塞终点下敏感度下降更为明显。见表 2 及图 3。

表 2 AI 系统在不同解剖位置血管段中的诊断效能比较

亚组	终点	敏感度(%)	特异度(%)	准确率(95%CI)	McNemar 检验	
					一线医师	二线医师
前循环	$\geq 50\%$ 狭窄	76.0	98.6	97.0(96.2~97.6)	<0.001	0.702
	$\geq 70\%$ 狭窄	78.7	99.6	98.5(97.9~98.9)	<0.001	0.332
	完全闭塞	87.4	99.5	99.0(98.5~99.3)	1.000	0.190
后循环	$\geq 50\%$ 狭窄	61.8	97.3	93.3(91.9~94.5)	0.501	<0.001
	$\geq 70\%$ 狭窄	57.3	98.4	94.9(93.7~95.9)	0.154	<0.001
	完全闭塞	48.4	98.9	96.8(95.8~97.6)	0.165	<0.001

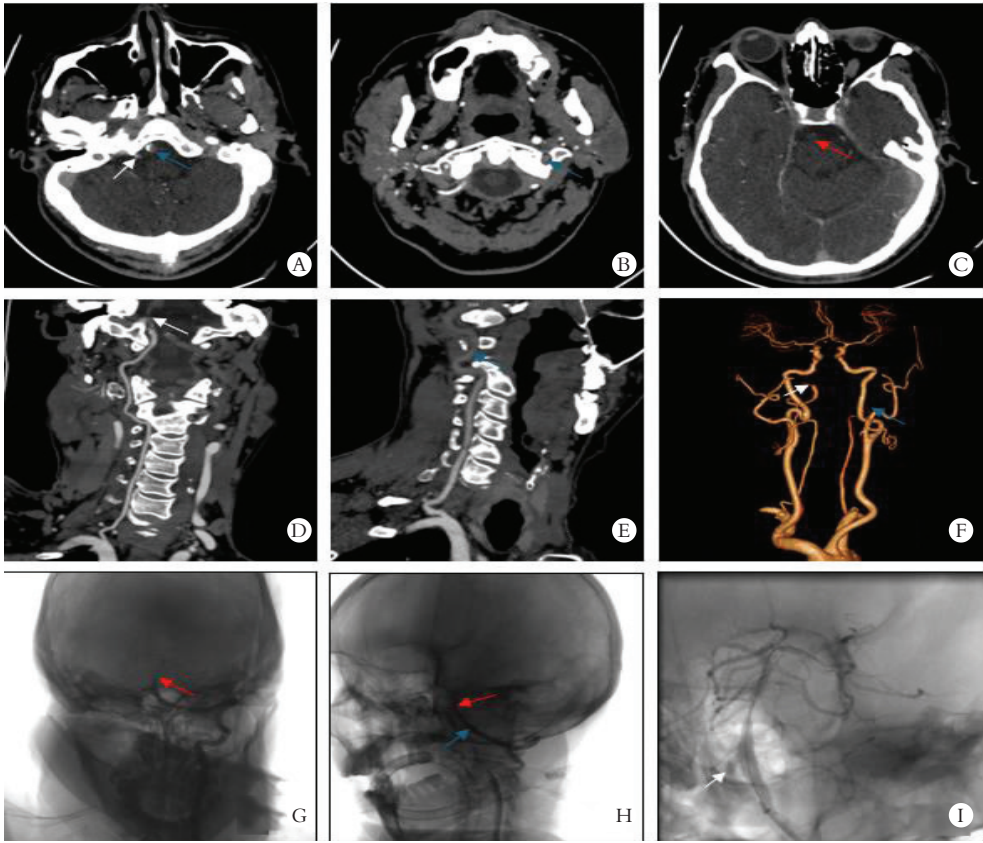


图 3 典型患者 CTA 及 DSA 影像(62 岁男性,突发头晕 2 d,加重伴行走不稳 4 h)

入院时头颈部 CTA 轴位图像(图 A-C)及 CTA 后处理图像(图 D-F)显示,右侧椎动脉 V4 段闭塞(白色箭)、左侧椎动脉 V3-V4 段闭塞(蓝色箭)及基底动脉闭塞(红色箭);1.5 h 后 DSA 造影(图 G-I)显示基底动脉闭塞(红色箭),左侧椎动脉 V3 未闭塞(蓝色箭),右侧椎动脉 V4 段闭塞(图像未给出);行基底动脉闭塞球囊扩张术后 DSA 造影(图 I)显示,基底动脉仍重度狭窄,并可见右侧椎动脉 V4 段闭塞残端(白色箭头)。本病例中一线医师、二线医师及 AI 均判定左侧椎动脉闭塞,考虑为基底动脉闭塞后,近侧对比剂充盈缓慢,导致误判;一线医师、二线医师准确识别出右侧椎动脉 V4 段闭塞,AI 系统未能识别。

3 讨论

本研究以 DSA 为金标准、以血管段为分析单位,在真实临床判读流程中比较了一线医师、二线医师及本研究所采用的 AI 系统对头颈部 CTA 检查中血管狭窄分级的诊断表现。主要结果显示,该 AI 系统总体表现与一线医师接近,但整体仍低于二线医师。近年来,AI 在头颈部 CTA 中的应用主要集中于血管分割、狭窄识别及斑块分析^[7-8]。既往研究^[8]表明,深度学习模型在头颈部 CTA 狭窄分级中的总体表现可接近有经验放射科医师,并可明显缩短阅片及报告时间;系统评价亦提示,AI 辅助 CTA 在动脉粥样硬化相关狭窄检出及斑块成分评估中具有较高诊断价值^[9]。在多阅片者随机交叉研究^[10]中,AI 辅助判读还可进一步提高头颈 CTA 动脉狭窄的检出表现,并缩短阅片时间。上述结果与本研究总体趋势一致,说明现阶段 AI 已具备较稳定的辅助判读能力,但在复杂病变识别及最终把关方面,尚不能替代高年资医师。

将一线医师进一步分层后,本研究发现,该 AI 系

统与住院医师、主治医师诊断效能的 AUC 差异均未达到统计学意义;McNemar 检验显示,在 $\geq 50\%$ 及 $\geq 70\%$ 狭窄终点下,AI 系统与住院医师的配对判定结果差异具有统计学意义,且 AI 系统正确判定比例相对较高,而与主治医师在各终点下差异均无统计学意义。结果提示,若从总体区分能力评价,AI 系统与不同层级一线医师之间未见统计学差异;若从同一批血管段的具体错判情况分析,其对低年资医师初步判读的补充作用可能更为明显。既往研究^[8]显示,头颈部 CTA 深度学习模型在狭窄分级和斑块分类方面可达到与有经验放射科医师相近的总体诊断效能,并可明显缩短阅片及报告时间;在多阅片者随机交叉研究中,AI 辅助判读还能进一步改善不同层级阅片者对头颈部动脉狭窄的检出表现,并减少阅片时间^[10]。国内临床研究^[11]亦提示,AI 辅助头颈部 CTA 后处理和诊断可在保持较高一致性的同时提高工作效率,对医师判读具有现实辅助价值。结合本研究中 AI 整体呈现特异度较高而敏感度相对不足的特点,提示其在本研究场景下更偏向于保守判读策略,较适合作为初筛阶段的提示与校正工具。

本研究还显示,该 AI 在不同解剖区域中的表现并不完全一致。前循环中 AI 整体效能与二线医师相近,而后循环、尤其重度狭窄及闭塞终点下敏感度下降较明显。这一结果提示,该 AI 在头颈部 CTA 中的诊断效能存在一定解剖部位异质性。Yang 等^[12]在独立双中心外部验证中发现,自动狭窄检出在不同分析层级和阈值下表现存在波动,且假阴性更易出现在 M2 段、颅底段颈内动脉及完全闭塞病例。Li 等^[13]在多厂商、多中心外部验证中也指出,AI 自动后处理虽在总体诊断性能上与手动后处理相当,但不同图像场景下的后处理质量仍存在差异,提示复杂解剖区域仍可能影响自动分析稳定性。在 CTA 闭塞识别任务中,Matsoukas 等^[14]和 Luijten 等^[15]研究同样显示,AI 对近端大血管闭塞检出较好,而对 M2 等更远端或较小血管段的识别明显下降。针对斑块任务,Guo 等^[16]的分层分析表明,模型对不同部位、不同形态及不同类型斑块的召回率并不一致。系统评价亦提示,CTA 中机器学习对血管狭窄的检测在不同解剖区域及精细节段分析中的表现并非完全一致^[17]。据此推测,本研究中后循环表现相对较弱,可能与该区域较多涉及小口径、走行迂曲、邻近骨性结构及病变表型更复杂的血管段有关,从而增加了自动识别和分级判断的难度。

总之,从临床应用看,本研究结果更支持“AI 辅助一线判读、二线医师复核把关”的协同模式。对低年资医师而言,AI 更有助于减少明显漏判,提高初诊阶段的检出能力和判读一致性;对高年资医师而言,AI 则更多体现为病变提示、后处理优化及报告标准化支持。因此,现阶段 AI 在头颈部 CTA 中的更合理定位仍是临床辅助工具,而非替代高年资医师的最终决策者。

参考文献

- [1] Wang W, Jiang B, Sun H, *et al.* Prevalence, incidence, and mortality of stroke in China: results from a nationwide population-based survey of 480—687 adults[J]. *Circulation*, 2017, 135(8):759—771.
- [2] 中华医学会神经病学分会,中华医学会神经病学分会脑血管病学组,周华东,等.中国头颈部动脉粥样硬化诊治共识[J].*中华神经科杂志*, 2017, 50(8):572—578.
- [3] Herzig R, Buřval S, Krupka B, *et al.* Comparison of ultrasonography, CT angiography, and digital subtraction angiography in severe carotid stenoses[J]. *European Journal of Neurology*, 2004, 11(11):774—781.
- [4] 中华医学会放射学分会,金征宇.头颈部 CT 血管成像扫描方案与注射方案专家共识[J].*中华放射学杂志*, 2019, 53(2):81—87.

- [5] Meyer RE, Nickerson JP, Burbank HN, *et al.* Discrepancy rates of on-call radiology residents' interpretations of CT angiography studies of the neck and circle of Willis[J]. *American Journal of Roentgenology*, 2009, 193(2):527—532. [LinkOut]
- [6] Fu F, Wei J, Zhang M, *et al.* Rapid vessel segmentation and reconstruction of head and neck angiograms using 3D convolutional neural network[J]. *Nature Communications*, 2020, 11(1):4829.
- [7] 祁冬,乔晓春,施彪,等.人工智能在头颈 CTA 图像后处理和诊断头颈动脉狭窄中的应用价值[J].*CT 理论与应用研究*, 2024, 33(6):790—798.
- [8] Fu F, Shan Y, Yang G, *et al.* Deep learning for head and neck CT angiography: stenosis and plaque classification[J]. *Radiology*, 2023, 307(3):e220996.
- [9] Jie P, Fan M, Zhang H, *et al.* Diagnostic value of artificial intelligence-assisted CTA for the assessment of atherosclerosis plaque: a systematic review and meta-analysis[J]. *Frontiers in Cardiovascular Medicine*, 2024, 11:1398963.
- [10] Li K, Yang Y, Yang Y, *et al.* Added value of artificial intelligence solutions for arterial stenosis detection on head and neck CT angiography: a randomized crossover multi-reader multi-case study[J]. *Diagnostic and Interventional Imaging*, 2025, 106(1):11—21.
- [11] 骈文婷,尹全乐,贾福艳,等.人工智能(AI)辅助头颈部 CTA 在诊断头颈动脉病变的临床价值[J].*中国 CT 和 MRI 杂志*, 2025, 23(6):33—36.
- [12] Yang Y, Huan X, Guo D, *et al.* Performance of deep learning-based autodetection of arterial stenosis on head and neck CT angiography: an independent external validation study[J]. *La Radiologia Medica*, 2023, 128(9):1103—1115.
- [13] Li K, Yang Y, Niu S, *et al.* A comparative study of AI-based automated and manual postprocessing of head and neck CT angiography: an independent external validation with multi-vendor and multi-center data[J]. *Neuroradiology*, 2024, 66(10):1765—1780.
- [14] Matsoukas S, Morey J, Lock G, *et al.* AI software detection of large vessel occlusion stroke on CT angiography: a real-world prospective diagnostic test accuracy study[J]. *Journal of NeuroInterventional Surgery*, 2023, 15(1):52—56.
- [15] Luijten SPR, Wolff L, Duvekot MHC, *et al.* Diagnostic performance of an algorithm for automated large vessel occlusion detection on CT angiography[J]. *Journal of NeuroInterventional Surgery*, 2022, 14(8):794—798.
- [16] Guo Z, Liu Y, Xu J, *et al.* A deep learning model for carotid plaques detection based on CTA images: a two stepwise early-stage clinical validation study[J]. *Frontiers in Neurology*, 2025, 15:1480792.
- [17] Anwer AMOA, Karacan H, Enver L, *et al.* Machine learning applications for vascular stenosis detection in computed tomography angiography: a systematic review and meta-analysis[J]. *Neural Computing and Applications*, 2024, 36(29):17767—17786.

(收稿日期:2026—02—12)

修回日期:2026—04—08)