

本文引用: 魏伟, 范文静, 陈欣, 等. AI-CAD 辅助不同年资医生 CT 影像判读预测脑出血早期血肿扩大的效果分析[J]. 中国动脉硬化杂志, 2024, 32(5): 429-436. DOI: 10.20039/j.cnki.1007-3949.2024.05.009.

[文章编号] 1007-3949(2024)32-05-0429-08

· 临床研究 ·

AI-CAD 辅助不同年资医生 CT 影像判读预测脑出血早期血肿扩大的效果分析

魏伟¹, 范文静², 陈欣², 张哲铭¹, 李国梁¹, 陈东¹

1. 大连理工大学附属中心医院神经外科, 辽宁省大连市 116033; 2. 大连医科大学流行病学教研室, 辽宁省大连市 116044

[摘要] [目的] 拟探讨人工智能(AI)辅助对不同年资医生预测脑出血早期血肿扩大的效果差异。[方法] 回顾性地纳入大连理工大学附属中心医院诊断为脑出血的患者 108 例, 收集入院时 CT 影像和入院后 24 h CT 影像, 将病人入院时平扫 CT 获得的 DICOM 图像输入到 Biomind 与天坛合作开发的 AI-CAD 模型。在大连理工大学附属中心医院神经外科选择不同年资的医生共 9 名, 先对患者进行独立预测, 再结合辅助 AI 结果预测患者 24 h 内是否会出现血肿扩大。分别计算不同年资医生独立预测以及辅助 AI 预测脑出血早期血肿扩大的准确度, 采用配对样本的 McNemar 检验不同医生间独立预测符合率和辅助 AI 预测准确度的差异显著性。[结果] 高、中、低年资医生独立预测脑出血早期血肿扩大的准确度分别为 58.95%、50.62% 和 38.89%, AI 辅助后, 预测准确度均显著提升($P < 0.001$), 提升幅度最大的是低年资医生, 为 25.92%, 其次是中年资医生, 为 19.75%, 最小为高年资医生, 为 11.73%。在独立预测脑出血血肿扩大时, 高年资医生灵敏度为 18.75% (95% CI: 9.44% ~ 33.10%), 特异度为 65.94% (95% CI: 59.98% ~ 71.45%), 中年资医生灵敏度为 16.67% (95% CI: 7.97% ~ 30.76%), 特异度为 56.52% (95% CI: 50.44% ~ 62.42%), 低年资医生灵敏度为 8.33% (95% CI: 2.70% ~ 20.87%), 特异度为 44.20% (95% CI: 38.29% ~ 50.28%); 但在 AI 辅助各年资医生预测后, 各年资医生灵敏度和特异度均提高, 高年资医生灵敏度为 60.42% (95% CI: 45.29% ~ 73.88%), 特异度为 72.46% (95% CI: 66.72% ~ 77.57%), 中年资医生灵敏度为 64.58% (95% CI: 49.40% ~ 77.45%), 特异度为 71.38% (95% CI: 65.59% ~ 76.56%), 低年资医生灵敏度为 68.75% (95% CI: 53.60% ~ 80.91%), 特异度为 64.13% (95% CI: 58.13% ~ 69.73%)。[结论] AI-CAD 辅助对高、中、低年资医生预测脑出血早期血肿扩大的准确性均有提升, 尤其能显著提高低年资医生发现早期血肿扩大的能力, 能够在一定程度上弥补低年资医生工作经验不足的问题。

[关键词] 人工智能; 脑出血; 血肿扩大

[中图分类号] R743; R5

[文献标识码] A

Effect of AI-CAD assisting doctors with different seniority in CT image interpretation to predict the enlargement of hematoma in early stage of cerebral hemorrhage

WEI Wei¹, FAN Wenjing², CHEN Xin², ZHANG Zheming¹, LI Guoliang¹, CHEN Dong¹

1. Department of Neurosurgery, Central Hospital of Dalian University of Technology, Dalian, Liaoning 116033, China; 2. Department of Epidemiology, Dalian Medical University, Dalian, Liaoning 116044, China

[ABSTRACT] **Aim** To investigate the effect of artificial intelligence (AI) assisting doctors with different seniority in predicting the enlargement of hematoma in the early stage of cerebral hemorrhage. **Methods** A total of 108 patients diagnosed with cerebral hemorrhage in Central Hospital Affiliated to Dalian University of Technology were retrospectively collected. CT images at admission and 24 hours after admission were collected. DICOM images obtained from plain CT scan were input into AI-CAD model developed by Biomind in collaboration with Temple of Heaven. A total of 9 doctors of different senior-level were selected in neurosurgery department of our hospital. Firstly, independent prediction was

[收稿日期] 2024-01-05

[修回日期] 2024-03-13

[基金项目] 大连市青年科技之星项目(2020RQ086); 大连理工大学附属中心医院“登峰计划”院内自主立项项目(2022ZZ207)

[作者简介] 魏伟, 博士, 副主任医师, 硕士研究生导师, 研究方向为颅脑血管性疾病、颅脑肿瘤及颅脑外伤等神经外科领域的临床和科研工作, E-mail: weiw1217@126.com。通信作者陈东, 硕士, 主任医师, 博士研究生导师, 研究方向为脑肿瘤和脑血管病, E-mail: neuro-chen@163.com。

applied in the patients and then the study predicted whether patients would develop hematoma enlargement within 24 hours combined with the results of auxiliary AI. The accuracy of independent prediction of doctors with different seniority and assisted AI prediction of aneurysm stability was calculated respectively. McNemar of paired samples was used to test the significance of difference between independent prediction coincidence rate and assisted AI prediction accuracy among different doctors.

Results The accuracy of high, middle and low seniority doctors independently predicting the early expansion of cerebral hemorrhage was 58.95%, 50.62% and 38.89%, respectively, and the accuracy of prediction was significantly improved after assisted AI ($P < 0.001$), the highest increase rate was low seniority doctors (25.92%), followed by middle seniority doctors (19.75%) and high seniority doctors (11.73%). The ability of senior physicians to independently predict the expansion of intracerebral hemorrhage was strongest in patients and non-patients, with sensitivity of 18.75% (95% CI: 9.44% ~ 33.10%) and specificity of 65.94% (95% CI: 59.98% ~ 71.45%). The sensitivity of middle seniority doctors was 16.67% (95% CI: 7.97% ~ 30.76%), the specificity was 56.52% (95% CI: 50.44% ~ 62.42%), and the sensitivity of low seniority doctors was 8.33% (95% CI: 2.70% ~ 20.87%), the specificity was 44.20% (95% CI: 38.29% ~ 50.28%). However, after AI assisted the prediction of senior doctors, the sensitivity and specificity of each seniority group of doctors increased. The sensitivity of high seniority doctors was 60.42% (95% CI: 45.29% ~ 73.88%), the specificity was 72.46% (95% CI: 66.72% ~ 77.57%), the sensitivity of middle seniority doctors was 64.58% (95% CI: 49.40% ~ 77.45%), the specificity was 71.38% (95% CI: 65.59% ~ 76.56%), and the sensitivity of low seniority doctors was 68.75% (95% CI: 53.60% ~ 80.91%), the specificity was 64.13% (95% CI: 58.13% ~ 69.73%).

Conclusion AI-CAD assisted doctors with high, middle and low seniority can improve the accuracy of predicting the enlargement of hematoma in early stage of cerebral hemorrhage, especially the ability of doctors with low seniority to find patients can be significantly improved, which can make up for the lack of work experience of doctors with low seniority to a certain extent.

[KEY WORDS] artificial intelligence; cerebral hemorrhage; hematoma enlargement

自发性脑出血 (spontaneous intracerebral hemorrhage, SICH) 是指非外伤、肿瘤、血管畸形等明确诱因, 脑血管破裂引起的脑实质内出血, 出血部位近 40% 发生于基底节区^[1], 有着较高的致残率和致死率^[2-6], 有研究指出约 1/3 的患者早期会出现血肿扩大 (hematoma enlargement, HE), 从而导致患者预后不良^[7]。准确地预测早期血肿扩大, 能够精准识别高危因素, 有助于个体化诊疗方案的制定, 最终对改善患者预后至关重要^[8]。颅脑计算机断层扫描 (computerized tomography, CT) 是诊断脑出血的首选检查方式, 以往有研究指出 CT 上混杂密度征、黑洞征、岛征对血肿扩大的预测有所帮助^[9-12]。但这些特征容易受到主观因素的影响, 往往需要有经验的医生进行识别, 敏感性不高, 但不同研究中, 各个征象预测价值不同, 存在一定局限性, 目前仍然没有统一的标准。因此, 不同年资的医生对脑出血血肿扩大的判定结果, 可能由于经验的不同而不尽相同。近年来, 人工智能 (artificial intelligence, AI) 已成为医学上的研究热点, 尤其是深度学习算法, 能够对复杂的医疗影像图像特征进行处理和识别, 作为影像学辅助诊断的手段, 具有较高的准确度和灵敏度^[13-15]。有研究指出, AI 能够帮助脑出血血肿扩大的判定^[16]。本研究旨在探讨不同年资医生在独立阅读 CT 片及应用 AI 辅助阅片模式下对脑出血

血肿扩大预测效能是否有差异, 并分析 AI 辅助临床不同年资医生对脑出血判定结果的改善情况。

1 资料和方法

1.1 研究对象

回顾性地纳入 2021 年 1 月—10 月于大连理工大学附属中心医院诊断为脑出血患者。纳入标准: (1) 自发性脑出血诊断标准为非外伤性脑实质内血管破裂引起的出血; (2) 患者年龄大于 18 岁; (3) 入院后 24 h 内至少复查过一次头颅 CT, 在复查前未进行外科手术干预。排除标准: (1) 排除抗凝或溶栓导致的脑出血; (2) 排除外伤性脑出血、肿瘤性脑出血患者以及烟雾病患者; (3) 排除脑血管循环病变, 如动脉瘤出血、动静脉畸形、海绵状血管瘤出血。收集所有研究对象的电子病案数据, 包括年龄、性别、入院时 CT 影像和入院后 24 h 的 CT 影像。本研究方案已通过大连理工大学附属中心医院伦理委员会审批。

1.2 图像分析方法

患者的头部 CT 扫描采用 Siemens 双源 CT 机, 扫描参数: 管电压 120 kV, 管电流 250 mA, 机架旋转速度 1 s/r, 探测器宽度 64×0.6 mm, 重建层厚及层间隔均为 5 mm, 窗宽 100 Hu, 窗位 35 Hu。将病人

入院时平扫 CT 获得的 DICOM 图像输入到由 Biomind 与天坛医院合作开发的 AI-CAD 模型,该模型基于 U-Net 的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN),该模型的输入部分由患者非对比电子计算机断层扫描(non-contrast computed tomography, NCCT)图像和突出感兴趣区域(region of interest, ROI)分割模型的分割结果组成,然后输入到预测模型的两个分支,第一个分支生成 ROI 上的放射组学

特征,另一个分支是 CNN,类似于 U-Net 的采样阶段。最后,将放射组学特征和 CNN 特征连接,并输入到梯度增强分类器,因此,训练后分类器的输出被认为是预测结果^[16]。该模型对数据的处理过程见图 1。并记录智能预测血肿扩大输出的结果,AI 判定血肿稳定性结果为发生早期扩大的概率(%)。我们参照 CLAIM 清单报告影像学 AI 研究中的方法学信息^[17]。

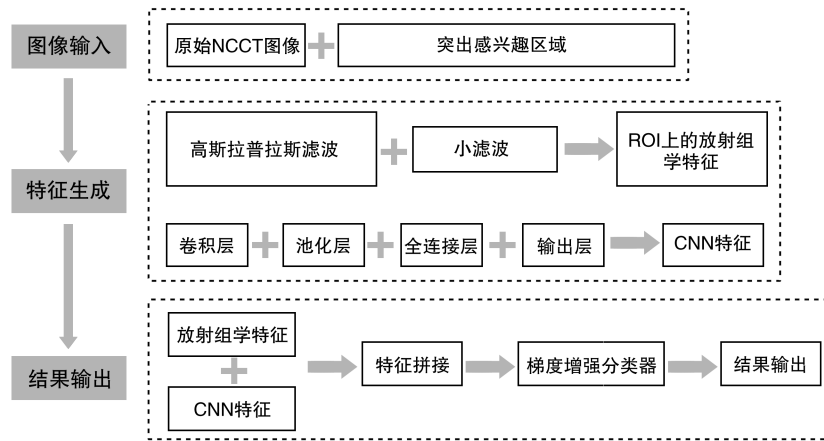


图 1. AI-CAD 模型的数据处理示意图

Figure 1. Schematic diagram of data processing for AI-CAD model

1.3 研究方法

在大连理工大学附属中心医院神经外科选择不同年资的医生共 9 名,其中高年资医生(临床工作年限 ≥ 10 年)、中年资医生(6年 \leq 临床工作年限 < 10 年)和低年资医生(2年 \leq 临床工作年限 < 6 年)各 3 名,对 9 名医生进行判读标准的统一培训,医生均通过统一的纳排标准对病例进行筛选,所有病例在筛选前均未经过 9 名医生的诊断和治疗。然后运用多田公式,记录血肿最大层面的长径、短径和血肿高度,计算血肿量,分别进行 3 次计算取平均值作为医生最终判断结果。血肿量 = CT 最大血肿层面的长径 \times 短径 \times 高度/2。不同年资医生对患者早期血肿扩大风险的判断分为两个阶段。首先,9 名医生在不借助 AI 软件辅助的情况下,对所有研究对象入院时首次头部 CT 影像独立阅片,对 24 h 内是否会出现血肿扩大做出预测^[18]。为了避免之前独立阅片记忆的干扰,经过 2 周的洗脱期后^[19-20],9 名医生再次对相同 CT 影像,在借助 AI 辅助的情况下,即 AI 模型输出的出血概率,再结合自身的经验,再次预测患者 24 h 内是否会出现血肿扩大。本研究采用盲法,不同阶段和不同医生之间的判断结果均互不知晓。整体研究流程见图 2。

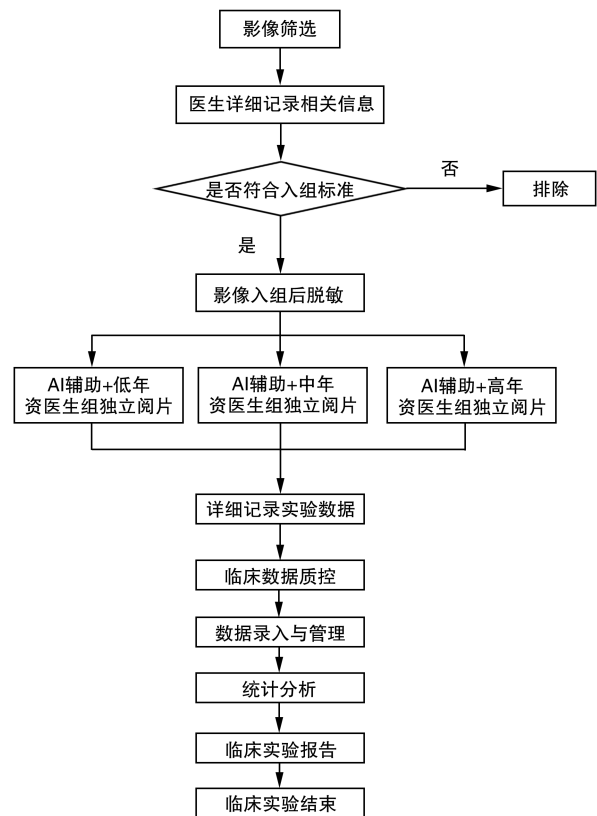


图 2. 整体研究设计流程图

Figure 2. Overall research design flowchart

1.4 判断结果金标准

以 24 h 后相较于基线血肿(即入院时首次 CT 显示血肿体积),血肿绝对体积 ≥ 6 mL 或血肿相对体积增加 $\geq 30\%$ 为血肿扩大。

1.5 统计分析

本研究使用 IBM SPSS 26.0 和 R version 4.2.2 作为统计分析工具。应用 IBM SPSS 26.0 对研究对象的一般情况进行描述和分析,计数资料描述采用频数,计量资料描述采用中位数和四分位数,组间比较计数资料采用 χ^2 检验,非正态分布或方差不齐的计量资料则采用非参数检验(Kruskal-Wallis H 检验)。分别计算不同年资医生独立预测以及 AI 辅助预测脑出血稳定性的准确度,采用配对样本的 McNemar 检验不同医生间独立预测准确度和 AI 辅助预测准确度的差异显著性。采用组内相关系数(intra-class correlation coefficient, ICC)对不同年资医生预测脑出血血肿扩大一致性进行检验^[21]。应用 R version 4.2.2 中的 pheatmap 包绘制不同年资医生预测准确度的差异性热图。以 24 h 后血肿体积的真实情况为金标准,计算诊断试验的准确度、灵敏

度(sensitivity, Se)、特异度(specificity, Sp)、阳性预测值(positive predictive value, PPV)和阴性预测值(negative predictive value, NPV)及其 95% 可信区间(confidence interval, CI)^[22]。所有假设检验均以双侧 $P < 0.05$ 认为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 研究对象的基本情况

本研究共有研究对象 120 例,排除基线数据不全者,最终纳入 108 例患者。患者年龄 72 ~ 96 岁,其中男性 56 例(占 51.85%),女性 52 例(占 48.15%)。按照金标准,实际发生血肿扩大有 16 例(占 14.81%),未发生血肿扩大有 92 例(占 85.19%)。研究对象在性别、年龄、首次检查 CT 出血量、基于 AI 勾画判读首次出血量,发生组和未发生组间差异无统计学意义($P > 0.05$),研究对象在 AI 判定血肿稳定性(概率%)和基于 AI 勾画判读复查出血量(复查),发生组与未发生组间差异有统计学意义($P < 0.05$,表 1)。

表 1. 研究对象的基本情况

Table 1. Basic information of the research object

因素	未发生组($n=92$)	发生组($n=16$)	
男性/[例(%)]	46(50.00%)	10(62.50%)	0.356
年龄/岁	81(76,85)	83(80,85)	0.133
基于 AI 勾画判读首次出血量/mL	16.93(8.47,30.49)	26.16(11.08,58.16)	0.078
AI 判定血肿稳定性/%	20.98(9.33,35.92)	46.55(18.78,56.20)	0.002
基于 AI 勾画判读复查出血量/mL	16.73(7.54,28.81)	42.66(18.49,59.50)	0.001

2.2 不同年资医生独立预测和 AI 辅助预测脑出血早期血肿扩大准确度比较

高、中、低年资医生独立预测脑出血早期血肿扩大的准确度分别为 58.95%、50.62% 和 38.89%, AI 辅助后,预测准确度均显著提升,提升幅度最大的是低年资医生,为 25.92%,其次为中年资医生,为 19.75%,最小为高年资医生,为 11.73%(均 $P < 0.001$)。在所有医生的预测结果中,除了高年资医生 2 的 AI 辅助预测与独立预测的准确度相比无统计学差异($P > 0.05$)外,其余医生的两次预测结果差异均有显著性($P < 0.05$),其中高年资医生 1 预测准确度提升 15.74%,高年资医生 3 预测准确度提升 12.03%,中年资医生 1 预测准确度提升 12.97%,中年资医生 2 预测准确度提升 22.23%,中年资医生 3 预测准确度提升 24.08%,低年资医生 1 预测

准确度提升 34.26%,低年资医生 2 预测准确度提升 16.66%,低年资医生 3 预测准确度提升 26.85%(图 3)。

2.3 不同年资医生预测脑出血早期血肿扩大的一致性比较

AI 辅助预测血肿扩大与独立预测相比,预测结果的一致性在不同年资医生中均显著提高,ICC 值分别为 0.594(0.493 ~ 0.686)、0.603(0.503 ~ 0.694)和 0.441(0.325 ~ 0.553),高年资医生和中年资医生的组内一致性较好,低年资医生一致性偏低(ICC 值 < 0.5 ,表 2)。不同医生间独立预测脑出血早期血肿扩大准确度的标准差为 13.08%,平均差为 0%;不同医生间 AI 辅助预测脑出血早期血肿扩大准确度的标准差为 7.05%,平均差为 0.01%(图 4)。二者相比,医生间独立预测结果的差异性较

大, AI 辅助预测结果准确度的标准差减少 6.03%。

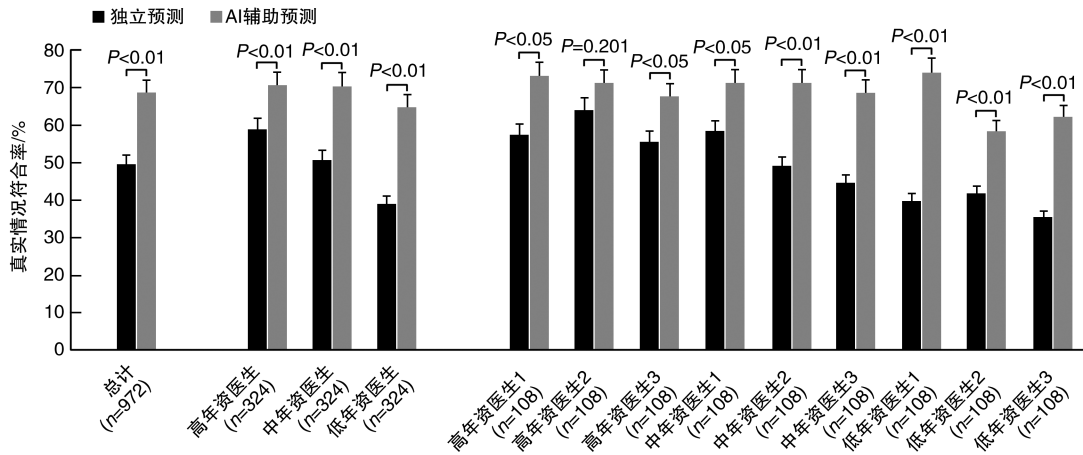


图 3. 不同年资医生预测脑出血早期血肿扩大的准确度比较

Figure 3. Comparison of accuracy in predicting early hematoma enlargement after cerebral hemorrhage among doctors with different years of experience

表 2. 不同年资医生预测脑出血早期血肿扩大的一致性

Table 2. Consistency of doctors with different years of experience in predicting early hematoma enlargement after cerebral hemorrhage

各年资医生	预测方式	ICC 值 (95% CI)
高年资医生	独立预测	0.438 (0.322 ~ 0.551)
	AI 辅助预测	0.594 (0.493 ~ 0.686)
中年资医生	独立预测	0.382 (0.263 ~ 0.501)
	AI 辅助预测	0.603 (0.503 ~ 0.694)
低年资医生	独立预测	0.434 (0.317 ~ 0.548)
	AI 辅助预测	0.441 (0.325 ~ 0.553)

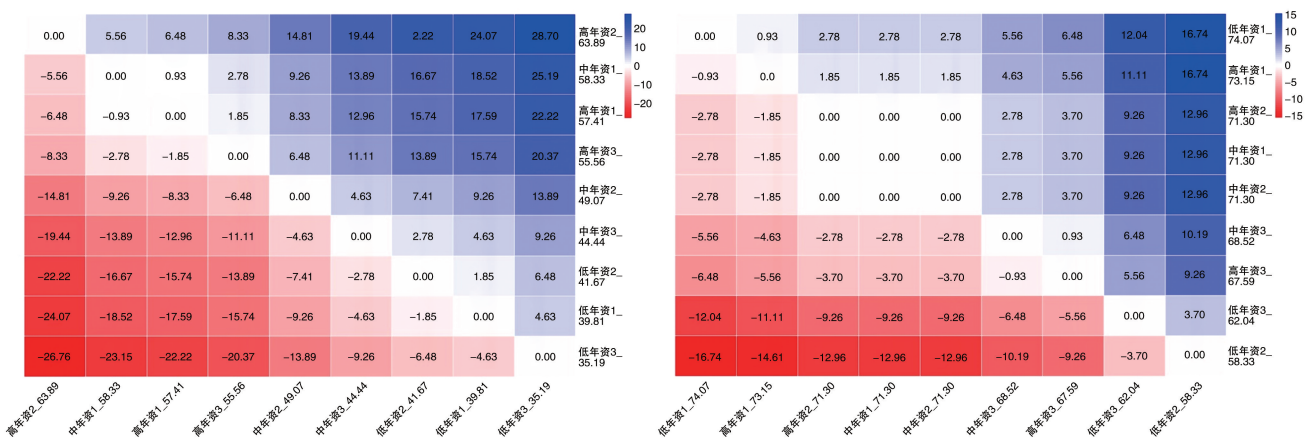


图 4. 不同年资医生预测准确度的差异性热图

左图为医生独立预测准确度的差异性热图, 右图为 AI 辅助医生预测准确度的差异性热图。

Figure 4. Heat map of differences in prediction accuracy among doctors with different years of experience

2.4 不同年资医生独立预测和 AI 辅助预测脑出血早期血肿扩大的能力比较

在不同年资医生中, AI 辅助预测的能力较独立

预测提高, 整体灵敏度、特异度、阳性预测值和阴性预测值均提高。综合各级别医生预测结果后显示, 独立预测血肿扩大的灵敏度、特异度、阳性预测值

和阴性预测值从高年资医生、中年资医生到低年资医生逐级降低,即高年资医生发现病人和非病人的能力最强,灵敏度为 18.75% (95% CI: 9.44% ~ 33.10%), 特异度为 65.94% (95% CI: 59.98% ~ 71.45%)。但 AI 辅助各年资医生预测后,低年资医

生发现病人的能力显著提高,灵敏度超过中、高年资医生,为 68.75% (95% CI: 53.60% ~ 80.91%), 特异度仍低于中、高年资医生,为 64.13% (95% CI: 58.13% ~ 69.73%) (表 3)。

表 3. 不同年资医生独立预测和 AI 辅助预测脑出血早期血肿扩大的能力比较

Table 3. Comparison of the ability of independent and AI assisted prediction of early hematoma enlargement of cerebral hemorrhage among doctors with different years of experience 单位:%

各年资医生预测方式	灵敏度(95% CI)	特异度(95% CI)	阳性预测值(95% CI)	阴性预测值(95% CI)
高年资医生 1 独立预测	18.75(4.97 ~ 46.31)	64.13(53.39 ~ 73.67)	8.33(2.18 ~ 23.59)	81.94(70.74 ~ 89.67)
AI 辅助预测	62.50(35.87 ~ 83.71)	75.00(64.69 ~ 83.19)	30.30(16.21 ~ 48.87)	92.00(82.79 ~ 96.71)
高年资医生 2 独立预测	6.25(0.33 ~ 32.29)	73.91(63.53 ~ 82.26)	4.00(0.21 ~ 22.32)	81.93(71.63 ~ 89.21)
AI 辅助预测	56.25(30.55 ~ 79.25)	73.91(63.53 ~ 82.26)	27.27(13.94 ~ 45.79)	90.67(81.15 ~ 95.85)
高年资医生 3 独立预测	31.25(12.13 ~ 58.52)	59.78(49.02 ~ 69.72)	11.90(4.47 ~ 26.43)	83.33(71.71 ~ 91.00)
AI 辅助预测	62.50(35.87 ~ 83.72)	68.48(57.84 ~ 77.55)	25.64(13.60 ~ 42.43)	91.30(81.40 ~ 96.42)
中年资医生 1 独立预测	43.75(20.75 ~ 69.45)	60.87(50.11 ~ 70.71)	16.28(7.32 ~ 31.30)	86.15(74.83 ~ 93.09)
AI 辅助预测	75.00(47.41 ~ 91.67)	70.65(60.10 ~ 79.45)	30.77(17.55 ~ 47.73)	94.20(85.07 ~ 98.13)
中年资医生 2 独立预测	6.25(0.32 ~ 32.29)	56.52(45.80 ~ 66.70)	2.44(0.13 ~ 14.41)	77.61(65.48 ~ 86.53)
AI 辅助预测	68.75(41.48 ~ 87.87)	71.74(61.24 ~ 80.40)	29.73(16.44 ~ 47.17)	92.96(83.65 ~ 97.38)
中年资医生 3 独立预测	0.00(0.00 ~ 0.24)	52.17(41.56 ~ 62.60)	0.00(0.00 ~ 0.10)	75.00(62.35 ~ 84.62)
AI 辅助预测	50.00(25.51 ~ 74.49)	71.74(61.24 ~ 80.34)	23.53(11.38 ~ 41.57)	89.19(79.28 ~ 94.88)
低年资医生 1 独立预测	6.25(0.33 ~ 32.29)	45.65(35.34 ~ 56.33)	1.96(0.10 ~ 11.79)	73.68(60.09 ~ 84.06)
AI 辅助预测	87.50(60.41 ~ 97.80)	71.74(61.24 ~ 80.40)	35.00(21.10 ~ 51.74)	97.06(88.84 ~ 99.49)
低年资医生 2 独立预测	18.75(4.97 ~ 46.31)	45.65(35.34 ~ 56.33)	5.66(1.47 ~ 16.63)	76.36(62.67 ~ 86.35)
AI 辅助预测	56.25(30.55 ~ 79.25)	58.70(47.94 ~ 68.71)	19.15(9.65 ~ 33.73)	88.52(77.17 ~ 94.88)
低年资医生 3 独立预测	0.00(0.00 ~ 24.07)	41.30(31.29 ~ 52.06)	0.00(0.00 ~ 8.27)	70.37(56.21 ~ 81.63)
AI 辅助预测	62.50(35.87 ~ 83.72)	61.96(51.20 ~ 71.70)	22.22(11.71 ~ 37.48)	90.48(79.76 ~ 96.07)
高年资医生 独立预测	18.75(9.44 ~ 33.10)	65.94(59.98 ~ 71.45)	8.74(4.32 ~ 16.37)	82.35(76.54 ~ 87.01)
AI 辅助预测	60.42(45.29 ~ 73.88)	72.46(66.72 ~ 77.57)	27.62(19.56 ~ 37.35)	91.32(86.58 ~ 94.56)
中年资医生 独立预测	16.67(7.97 ~ 30.76)	56.52(50.44 ~ 62.42)	6.25(2.93 ~ 12.34)	79.59(73.13 ~ 84.86)
AI 辅助预测	64.58(49.40 ~ 77.45)	71.38(65.59 ~ 76.56)	28.18(20.22 ~ 37.69)	92.06(87.37 ~ 95.16)
低年资医生 独立预测	8.33(2.70 ~ 20.87)	44.20(38.29 ~ 50.28)	2.53(0.81 ~ 6.76)	73.49(65.99 ~ 79.89)
AI 辅助预测	68.75(53.60 ~ 80.91)	64.13(58.13 ~ 69.73)	25.00(18.06 ~ 33.42)	92.19(87.20 ~ 95.41)

3 讨论

本研究发现医生在独立预测脑出血早期血肿扩大时,临床工作年资越高的医生预测准确性越好,但 AI 辅助能够明显提升低年资医生的预测准确性,使其判断准确性接近中、高年资的医生。同时, AI 辅助能够提升高年资和中年资医生预测结果的一致性,但低年资医生预测结果的一致性较低。

目前,脑卒中已逐渐成为我国第一大致死原因^[23-25],其中自发性脑出血约占脑卒中的 30% 左

右,脑出血 30 天后死亡率高达 50% 左右^[26],有研究指出血肿扩大是导致患者预后不良的独立危险因素,因此如何精准地判断血肿扩大就变得至关重要。近年来 AI 通过大数据归纳以及自身学习的能力而备受关注^[27]。有研究指出, AI 技术可以对医学影像信息进行智能分析和挖掘,从而更准确地抓取图像中的特征信息,获得其更准确的内部关联^[16,28],而且在分析过程中,由于消除了人为主观因素的影响,结果更为准确可靠。因此,我国北京天坛医院的研究基于 NCCT 图像建立了脑出血患者

血肿扩大风险的预测模型,用来快速筛选出脑出血血肿扩大的高危人群,该深度学习算法能够自动完成血肿标注和分析,从而快速地产生准确的预测结果,该研究所生成的 BioMind 系统已经实现软件化改造,安装完成后便可应用于临床从而实现 AI 技术辅助下的脑出血定制化诊疗^[16]。我们的研究是基于 BioMind 系统输出的预测结果,辅助不同临床工作经验的医生做判断,的确发现了它对低年资医生预测血肿扩大的准确性很有帮助。分析该结果的可能原因是,低年资医生工作年限短,临床工作经验不足,对血肿扩大的判断往往有所欠缺,而且不同的医生对同一患者的判断结果容易出现争议。AI 辅助可以弥补低年资医生经验或者能力不足导致的漏诊,降低假阳性率,提高预测的准确度。

AI 在脑血管疾病的诊断及治疗中使用的方法较为多样化,有研究基于机器学习方法建立了 NCCT 图形预测血肿扩大的预测模型,结果表明支持向量机(support vector machines, SVM)和 k 近邻算法(K-nearest neighbor, KNN)相较于其他模型有更大的净收益^[29]。有学者发现基于多个临床变量、NCCT 影像学特征和机器学习算法的联合预测模型可以有效提高对有早期血肿扩大风险患者的识别能力,其训练集和验证集的曲线下面积均超过 0.9^[30]。有研究者开发了一种基于深度学习的计算机辅助检测系统用于在 CT 图像上检测脑出血,该系统能够显著提高医生的平均准确率、缩短阅读 CT 影像的时间,大大提高了医生对脑出血的诊断性能^[31]。另外,有研究基于卷积神经网络能够准确地检测 NCCT 上的脑出血,其测试集的曲线下面积高达 0.98^[32]。这些 AI 模型为脑出血的识别和预测扩张风险提供了更准确、更高效的方法,从而为实现脑出血患者的个体化治疗开辟了更新的道路,但值得注意的是,不同模型中纳入研究对象的范围以及样本量,将直接影响模型的稳健性和应用推广。

本研究也存在一定局限性,第一,不同 AI 模型诊断效能不一样,本研究仅结合 BioMind 预测结果,结果仅代表该软件的诊断效能;第二,辅助 AI 的判断结果也受不同级别医院和不同水平医生的影响,因此,有待于在各级别医院中进一步证实。

综上所述, AI 辅助对高、中、低年资医生预测脑出血早期血肿扩大的准确性均有提升,尤其显著提高低年资医生发现病人的能力,能够在一定程度上弥补低年资医生工作经验不足的问题,同时也需要在其他级别医院中进一步证实该 AI 辅助诊断的效能。

[参考文献]

- [1] JIANG B, WANG W Z, CHEN H L, et al. Incidence and trends of stroke and its subtypes in China: results from three large cities[J]. *Stroke*, 2006, 37(1): 63-68.
- [2] HILLAL A, ULLBERG T, RAMGREN B, et al. Computed tomography in acute intracerebral hemorrhage: neuroimaging predictors of hematoma expansion and outcome[J]. *Insights Imaging*, 2022, 13(1): 180.
- [3] JAIN A, MALHOTRA A, PAYABVASH S. Imaging of spontaneous intracerebral hemorrhage[J]. *Neuroimaging Clin N Am*, 2021, 31(2): 193-203.
- [4] MOULIN S, LABREUCHE J, BOMBOIS S, et al. Dementia risk after spontaneous intracerebral haemorrhage: a prospective cohort study[J]. *Lancet Neurol*, 2016, 15(8): 820-829.
- [5] VAN ASCH C J, LUITSE M J, RINKEL G J, et al. Incidence, case fatality, and functional outcome of intracerebral haemorrhage over time, according to age, sex, and ethnic origin: a systematic review and Meta-analysis[J]. *Lancet Neurol*, 2010, 9(2): 167-176.
- [6] GBD 2019 Stroke Collaborators. Global, regional, and national burden of stroke and its risk factors, 1990-2019: a systematic analysis for the global burden of disease study 2019[J]. *Lancet Neurol*, 2021, 20(10): 795-820.
- [7] 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. 中国脑出血诊治指南(2019)[J]. *中华神经科杂志*, 2019, 52(12): 994-1005. Chinese Medical Association Neurology Branch, Chinese Medical Association Neurology Branch Cerebrovascular Disease Group. Chinese guidelines for the diagnosis and treatment of cerebral hemorrhage(2019)[J]. *Chin J Neurol*, 2019, 52(12): 994-1005.
- [8] LI Q, WARREN A D, QURESHI A I, et al. Ultra-early blood pressure reduction attenuates hematoma growth and improves outcome in intracerebral hemorrhage[J]. *Ann Neurol*, 2020, 88(2): 388-395.
- [9] LI Q, ZHANG G, HUANG Y J, et al. Blend sign on computed tomography: novel and reliable predictor for early hematoma growth in patients with intracerebral hemorrhage[J]. *Stroke*, 2015, 46(8): 2119-2123.
- [10] LI Q, ZHANG G, XIONG X, et al. Black hole sign: novel imaging marker that predicts hematoma growth in patients with intracerebral hemorrhage[J]. *Stroke*, 2016, 47(7): 1777-1781.
- [11] LI Q, LIU Q J, YANG W S, et al. Island sign: an imaging predictor for early hematoma expansion and poor outcome in patients with intracerebral hemorrhage[J]. *Stroke*, 2017, 48(11): 3019-3025.
- [12] 耘涛, 陈俊波, 顾钱峰, 等. CT 混合征、岛征联合参

- 漏征预测脑出血早期血肿扩大的临床价值研究[J]. 中国动脉硬化杂志, 2021, 29(6): 534-538.
- YUN T, CHEN J B, GU Q F, et al. Clinical value of CT blend sign and island sign combined with leakage sign in predicting hematoma enlargement in the early stage of intracerebral hemorrhage[J]. Chin J of Arterioscler, 2021, 29(6): 534-538.
- [13] 韦佳, 鲍海华, 王雪燕, 等. 基于人工智能的CT-FFR与冠状动脉狭窄的相关性分析[J]. 中国动脉硬化杂志, 2022, 30(9): 787-792.
- WEI J, BAO H H, WANG X Y, et al. Correlation analysis between CT-FFR and coronary stenosis based on artificial intelligence [J]. Chin J of Arterioscler, 2022, 30(9): 787-792.
- [14] ZHOU L Q, WANG J Y, YU S Y, et al. Artificial intelligence in medical imaging of the liver[J]. World J Gastroenterol, 2019, 25(6): 672-682.
- [15] LOTTER W, DIAB A R, HASLAM B, et al. Robust breast cancer detection in mammography and digital breast tomosynthesis using an annotation-efficient deep learning approach[J]. Nat Med, 2021, 27(2): 244-249.
- [16] TENG L Y, REN Q W, ZHANG P Y, et al. Artificial intelligence can effectively predict early hematoma expansion of intracerebral hemorrhage analyzing noncontrast computed tomography image [J]. Front Aging Neurosci, 2021, 13: 632138.
- [17] MONGAN J, MOY L, KAHN C E. Checklist for artificial intelligence in medical imaging (CLAIM): a guide for authors and reviewers [J]. Radiol Artif Intell, 2020, 2(2): 200029.
- [18] 孔祥宇, 董军, 钱志远. 脑出血后早期血肿扩大预测评分的建立及其效果的初步评价[J]. 中华神经医学杂志, 2019, 18(5): 487-493.
- KONG X Y, DONG J, QIAN Z Y. Establishment of prediction scale for early hematoma expansion after intracerebral hemorrhage and its preliminary effectiveness evaluation[J]. Chin J Neurol, 2019, 18(5): 487-493.
- [19] 张添辉, 曾锦梁, 刘舒珊, 等. 人工智能对放射科实习生和住培医师检出肺结节的辅助价值[J]. 影像研究与医学应用, 2023, 7(11): 11-13.
- ZHANG T H, ZENG J L, LIU S S, et al. The value of artificial intelligence to assist interns and medical residents in detecting pulmonary nodules[J]. J Imaging Res Med Appl, 2023, 7(11): 11-13.
- [20] 张添辉, 钟正, 黄志峰, 等. 人工智能在提高放射科住培医师诊断肺栓塞效能中的应用[J]. 影像研究与医学应用, 2023, 7(9): 31-33.
- ZHANG T H, ZHONG Z, HUANG Z F, et al. Application of artificial intelligence in improving the efficacy of radiology resident physicians in diagnosing pulmonary embolism[J]. J Imaging Res Med Appl, 2023, 7(9): 31-33.
- [21] KOO T K, LI M Y. A guideline of selecting and reporting intraclass correlation coefficients for reliability research [J]. J Chiropr Med, 2016, 15(2): 155-163.
- [22] NEWCOMBE R G. Two-sided confidence intervals for the single proportion; comparison of seven methods[J]. Stat Med, 1998, 17(8): 857-872.
- [23] HE X W, CHEN M D, DU C N, et al. A novel model for predicting the outcome of intracerebral hemorrhage: based on 1 186 patients[J]. J Stroke Cerebrovasc Dis, 2020, 29(8): 104867.
- [24] AN S J, KIM T J, YOON B W. Epidemiology, risk factors, and clinical features of intracerebral hemorrhage: an update[J]. J Stroke, 2017, 19(1): 3-10.
- [25] TU W J, CHAO B H, MA L, et al. Case-fatality, disability and recurrence rates after first-ever stroke: a study from bigdata observatory platform for stroke of China[J]. Brain Res Bull, 2021, 175: 130-135.
- [26] ZIA E, ENGSTRÖM G, SVENSSON P J, et al. Three-year survival and stroke recurrence rates in patients with primary intracerebral hemorrhage [J]. Stroke, 2009, 40(11): 3567-3573.
- [27] WANG B, JIN S, YAN Q S, et al. AI-assisted CT imaging analysis for COVID-19 screening: building and deploying a medical AI system [J]. Appl Soft Comput, 2021, 98: 106897.
- [28] CHOI R Y, COYNER A S, KALPATHY-CRAMER J, et al. Introduction to machine learning, neural networks, and deep learning[J]. Transl Vis Sci Technol, 2020, 9(2): 14.
- [29] DUAN C F, LIU F, GAO S, et al. Comparison of radiomic models based on different machine learning methods for predicting intracerebral hemorrhage expansion [J]. Clin Neuroradiol, 2022, 32(1): 215-223.
- [30] SONG Z H, GUO D J, TANG Z Y, et al. Noncontrast computed tomography-based radiomics analysis in discriminating early hematoma expansion after spontaneous intracerebral hemorrhage[J]. Korean J Radiol, 2021, 22(3): 415-424.
- [31] WATANABE Y, TANAKA T, NISHIDA A, et al. Improvement of the diagnostic accuracy for intracranial haemorrhage using deep learning-based computer-assisted detection[J]. Neuroradiol, 2021, 63(5): 713-720.
- [32] CHANG P D, KUOY E, GRINBAND J, et al. Hybrid 3D/2D convolutional neural network for hemorrhage evaluation on head CT[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2018, 39(9): 1609-1616.

(此文编辑 许雪梅)