

临床研究

DOI: 10.13406/j.cnki.cyx.003332

基于人工智能的高血压性脑出血医疗文本信息自动识别系统

夏宇隆¹, 蒋理¹, 但炜¹, 谢延风¹, 邓博¹, 黄琦麟², 利节²

(1. 重庆医科大学附属第一医院神经外科, 重庆 400016; 2. 重庆科技学院智能技术与工程学院, 重庆 401331)

【摘要】目的:构建基于人工智能的高血压性脑出血医疗文本信息自动识别系统,快速识别和分析患者临床信息,高效地输出正确的诊疗方案。**方法:**基于国内外最新高血压性脑出血诊疗指南,经多位高年资神经外科医生和专业人工智能团队共同讨论,构建基于语言表征模型和专家模块的高血压性脑出血医疗文本信息自动识别及决策系统(即H系统)。随后将收集到的高血压性脑出血病例分为训练集、测试集和验证集,以数据库中病例的真实治疗方案为金标准,先总体评价H系统的准确性,再将其与神经外科医生进行对比,分析H系统的判读效率。**结果:**在测试集中,H系统所输出的治疗方案的准确率为94.0%(91.5%~96.5%),特异度为91.8%(86.3%~97.3%),灵敏度为95.5%(89.3%~98.2%),曲线下面积(area under the curve, AUC)值为0.936(0.922~0.950)($P=0.000$);在验证集中,H系统所输出的治疗方案的准确率为93.3%(89.5%~97.1%),特异度为89.9%(83.4%~96.4%),灵敏度为95.8%(92.3%~99.3%),AUC值为0.928(0.891~0.966)($P=0.000$)。在处理同样的70例病例时,H系统用时(334.60 ± 4.46)s,而神经外科医生用时($12\ 550.28 \pm 95.45$)s;在50 min内,H系统处理的病例数为(383 ± 3)例,而神经外科医生处理的病例数为(11 ± 4)例。**结论:**本研究所构建的H系统能够对高血压性脑出血患者的急诊病例进行自动识别和分析,并快速输出准确的诊疗方案,可协助医生对高血压脑出血进行急诊诊疗。

【关键词】高血压脑出血;脑卒中;人工智能;自然语言处理;急诊电子病历;神经外科急诊电子病历数据库

【中图分类号】R651.1;H109.4;TP18

【文献标志码】A

【收稿日期】2023-01-04

AI-based automatic recognition system of medical text for hypertensive intracerebral hemorrhage

Xia Yulong¹, Jiang Li¹, Dan Wei¹, Xie Yanfeng¹, Deng Bo¹, Huang Qilin², Li Jie²

(1. Department of Neurosurgery, The First Affiliated Hospital of Chongqing Medical University;

2. School of Intelligent Technology and Engineering, Chongqing University of Science and Technology)

【Abstract】Objective: To design an automatic medical text recognition system based on artificial intelligence (AI), which can quickly spot and analyze patients' clinical information then output accurate treatment plans. **Methods:** After discussions by senior neurosurgeons and professional AI teams, we designed the automatic recognition and decision-making system of medical text information for hypertensive cerebral hemorrhage (namely H-system) based on the language representation model and the expert mode. Taking the real treatment plans in the database as the gold standard, the accuracy of the H-system was evaluated as a whole, and then it was compared with the senior neurosurgery to analyze the efficiency of the H-system. **Results:** In the testing sets, the accuracy of the output by H-system was 94.0% (91.5%~96.5%), the specificity was 91.8% (86.3%~97.3%), the sensitivity was 95.5% (89.3%~98.2%), and the AUC was 0.936 (0.922~0.950) ($P=0.000$). Meanwhile, in the validation sets, the accuracy of the output by H-system was 93.3% (89.5%~97.1%), the specificity was 89.9% (83.4%~96.4%), the sensitivity was 95.8% (92.3%~99.3%), and the AUC was 0.928 (0.891~0.966) ($P=0.000$). In processing the same 70 cases, the H-system took (334.60 ± 4.46) s compared to ($12\ 550.28 \pm 95.45$) s for the neurosurgeon; in 50 minutes, the H-system processed (383 ± 3) cases compared to (11 ± 4) cases for the neurosurgeon. **Conclusion:** The H-system constructed in this study can automatically recognize and analyze the medical text data of patients, and quickly output an accurate treatment plan. In clinical practice, it may assist doctors to provide an efficient and reliable treatment for

patients with hypertensive intracerebral hemorrhage.

【Key words】 hypertensive intracerebral hemorrhage; hemorrhagic stroke; artificial intelligence; natural language processing; emergency electrical medical record; Neurosurgery Emergency Electrical Medical Record Database

作者介绍: 夏宇隆, Email: 2010473582@qq.com,

研究方向: 神经外科。

通信作者: 但炜, Email: 1187403442@qq.com。

基金项目: 国家自然科学基金青年资助项目(编号: 81701226); 重庆市科卫联合医学科研资助项目(编号: 2022MSXM041)。

优先出版: <https://link.cnki.net/urlid/50.1046.R.20230927.1733.030>

(2023-10-07)

高血压性脑出血 (hypertensive intracerebral hemorrhage, HICH) 是神经外科常见急危重症之一^[1]。流行病学调查显示,我国 HICH 平均年发病率为 (50.6~80.7)/10 万^[2],其发病率高、发病凶险^[3],且病情变化快、死亡率高^[4],即使幸存也可能罹患严重后遗症^[5]。因此,快速地给出正确的诊疗方案是处理 HICH 患者的关键一环。人工智能 (artificial intelligence, AI) 是计算机科学的一个分支,近年来广泛应用于医疗领域^[6]。其中,有关 AI 在脑出血诊疗中的应用是目前的研究热点之一。然而,目前有关脑出血自动诊断及分析的研究主要集中在 AI 对影像数据的自动识别^[7-8]、分割和预后评估^[9],对于如何识别并分析患者的病史、体格检查、CT 报告等医疗文本信息并制定正确的诊疗方案的相关研究较少。本研究旨在寻找一种可靠的方法来快速分析 HICH 患者的医学文本数据并制定正确的诊疗方案。为此,本研究设计了一个用于自动分析患者医疗文本数据[包括病史、查体、计算机断层扫描 (computed tomography, CT) 报告等]并提供治疗方案的系统,即 H 系统。此外,还将其输出的结果与神经外科医生的判断进行对比、分析,以评估该系统的准确性及诊疗效率。

1 资料与方法

1.1 受试人群

本研究数据库中的 1 100 例病例来源于重庆医科大学第一附属医院神经外科急诊电子病历数据库 (Neurosurgery Emergency Electrical Medical Record Database, N-eEMR 数据库),病历内容包括患者基本信息、主诉、现病史、相关既往史、查体及相关影像学检查等相关资料。纳入标准:根据最新卒中指南标准^[10-11]确诊为高血压脑出血的患者;保留有完整临床资料,包括病史、查体及术前头部 CT 报告等。排除标准:外伤致脑出血;有血管结构异常、凝血功能障碍、血液性疾病、系统性疾病及肿瘤性疾病等基础疾病;现病史、既往

史、查体等病历信息不完整。在 1 100 例病例中,共 42 例因排除标准被筛除,故最后共有 1 058 例病例入组,随后再分别随机选出 400 例、300 例和 358 例作为训练集、验证集和测试集 (表 1)。本研究通过了重庆医科大学第一附属医院伦理委员会批准,且得到患方的知情同意。

1.2 H 系统的构建

1.2.1 电子病历的预处理 本研究中使用的病历虽均来自重庆医科大学第一附属医院的神经外科急诊病历数据库,但由于书写原始病历的医务人员行文习惯、水平各不相同,一手病历数据中可能存在部分不规范用语。所以将入组病历由经验丰富的神经外科医生和 AI 研究人员一起预处理,将病历文本中的不规范用语予以纠正、统一,最后标记出病历中的关键词以备下一步处理。

1.2.2 H 系统的构建 本系统经高年资神经外科医生和人工智能专家团队共同讨论、构建,由语言模型 BERT 和用于逻辑判断的专家模块构成。首先对 N-eEMR 数据库中的电子病历进行关键词标注,用于 BERT 训练。其中关键词包括氧分压、心率、血压等生命体征情况,神经系统查体中的 GCS 评分、瞳孔大小、对光反射,以及影像学报告的血肿量、中线位移、脑室铸型情况等对患者病情评估有重要作用的关键信息。随着深度学习训练网络的不断预测、调整,最终得到一个能准确预测、理解文本信息的自然语言处理模型,并实现了在文本中自动寻找关键词的功能。

基于 HICH 的临床诊疗规范构建专家模块,该规范也符合最新的 HICH 相关诊疗指南。经由神经外科医生和 AI 团队共同讨论后,本研究团队设计了各项评分细则及不同诊疗措施所对应的分值。在针对临床表现的评分中,专家系统会对包括 GCS 评分、意识状态、血压、呼吸、瞳孔、肢体活动等在内的多个症状和体征进行评估,随后根据症状和体征的情况进行打分。比如,患者 1 h 内 GCS 评分每降低 1 分,则权重得分增加相应分数;再如,患者有双瞳不等大、头痛、恶心呕吐等高血压表现及氧分压 <60 mmHg 等情况时,都会加上相应权重分数用于后续诊疗结果的输出。同样,在针对急诊 CT 报告评分中,该系统会对包括出血量、中线结构移位情况、脑室和重要受压等情况进行打分。最后,系统将所有分数进行叠加,得出总分,并根据总分情况决定该患者的诊疗方案。

表 1 入组人群基本情况 ($\bar{x} \pm s; n, \%$)

指标	训练集 (n=400)	测试集 (n=358)	验证集 (n=300)	P 值
年龄/岁	66.0 ± 15.1	64.0 ± 15.0	63.0 ± 12.9	0.733
女性	216 (54.0)	187 (52.2)	164 (57.6)	0.748
男性	184 (46.0)	171 (47.8)	136 (52.3)	0.734
体质量/kg	63.5 ± 10.7	64.1 ± 9.4	62.9 ± 11.2	0.645
身高/cm	158.0 ± 13.2	161.0 ± 15.3	169.0 ± 12.9	0.766
高血压	286 (71.5)	277 (77.4)	223 (63.0)	0.757
糖尿病	208 (52.0)	152 (42.5)	94 (28.2)	0.754

在系统构建和训练中,从 N-eEMR 数据库中随机选出 400 例作为训练集用于协助 H 系统的构建和调试,以提高 H 系统所做出的结果与实际数据的一致性;随后再使用 300 例作为验证集用于验证模型的准确性、查看训练效果,不断调整模型参数、完善系统;最后使用 358 例作为测试集用于评估模型的泛化能力。

1.3 验证 H 系统的实际效能

1.3.1 方案分组 本研究以数据库中病例的真实治疗方案为金标准,将治疗方案分为 3 种。方案一:急诊手术治疗,即患者有急诊手术指征,需要立即急诊手术;方案二:暂不行手术治疗,密切监护,即患者目前暂无急诊手术指征,但病情不稳定,如果病情恶化则可能需要手术治疗;方案三:非手术治疗,即患者无急诊手术指征,病情相对稳定,仅需要药物治疗及常规看护。随后,将通过效率、准确性、特异度、灵敏度和曲线下面积(area under the curve, AUC)等对 H 系统的实际效能进行评估。

1.3.2 效能验证 本研究先评估 H 系统判读病例的总体准确性、灵敏度、特异度和 AUC;随后将 H 系统与工作 5 年以上的神经外科医生进行比较。首先,对比处理相同数量病例时, H 系统与医生各自耗费的时间,输出的诊疗方案的准确性、特异度和灵敏度。同时,本研究还对比了在固定时间内, H 系统与医生各自处理的病例数量,以及输出的诊疗方案的准确性、特异度和灵敏度,以达到评估 H 系统实际效能的目的。

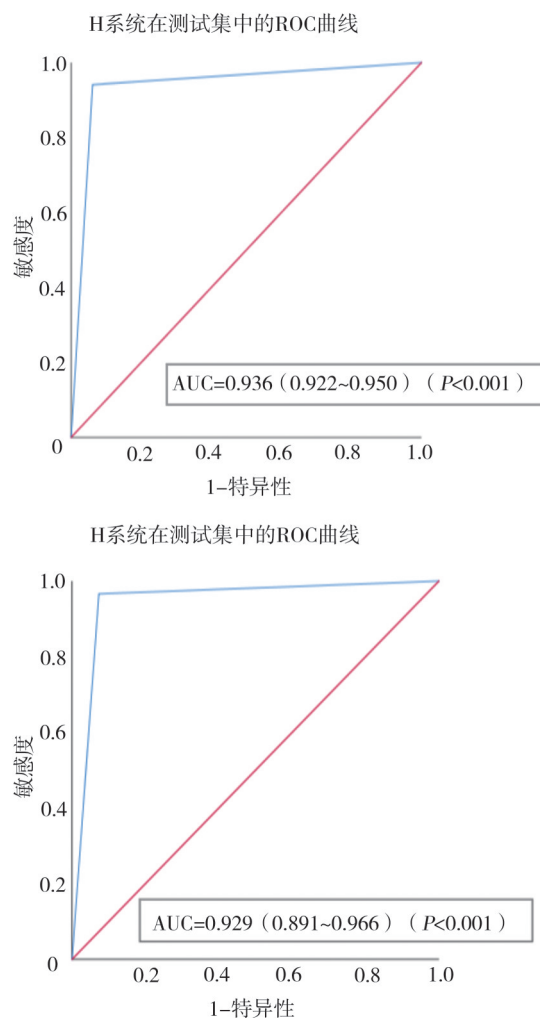
1.4 统计学处理

采用 SPSS26.0 软件进行统计学分析, Graph-Pad 8 软件绘制统计结果图。用绝对数和百分数来表示分类变量,用均值±标准差或中位数(95%置信区间)来表示连续变量。在验证和测试阶段,将使用灵敏度、特异度、准确性和 AUC 来评估 H 系统的性能。同时,使用 AUC 来衡量不同组的效率,使用 Cohen's kappa 系数来衡量评估者间的一致性,通过计算精度来评估 H 系统的效能。检验水准 $\alpha=0.05$ 。

2 结果

2.1 H 系统判读真实病例的总体分析

以数据库中病例的真实治疗方案为金标准,测试集中 H 系统所输出的治疗方案的准确率为 94.0%(91.5%~96.5%),特异度为 91.8%(86.3%~97.3%),灵敏度为 95.5%(89.3%~98.2%), AUC 值为 0.936(0.922~0.950)($P=0.000$)。而在验证集中, H 系统的准确率、特异度、灵敏度分别为 93.3%(89.5%~97.1%)、89.9%(83.4%~96.4%)、95.8%(92.3%~99.3%), AUC 值为 0.929(0.891~0.966)($P=0.000$)(图 1)。此外,对于 3 种治疗方案, H 系统输出结果的正确率分别为:方案一 91.83%(91.01%~92.65%),方案二 85.71%(84.99%~86.43%),方案三 89.15%(84.40%~93.89%)(表 2)。



注:在验证集和测试集中,均 AUC > 0.5,说明 H 系统准确可靠

图 1 总体判读

表 2 H 系统在测试集中的准确性

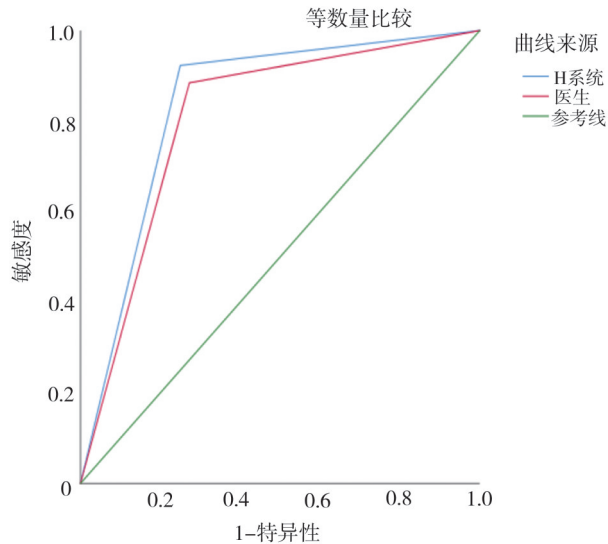
方案	准确性/%	AUC
SYSTEM	94.00(91.50~96.50)	0.936(0.922~0.950)
方案一	91.83(91.01~92.65)	
方案二	78.03(76.14~79.92)	
方案三	89.15(84.40~93.89)	

2.2 医生与 H 系统的比较

为了进一步评估 H 系统的效能,本研究将医生的判断结果与 H 系统的输出结果进行比较,分为以下 2 种情况。

2.2.1 处理相同数量病例时医生和 H 系统的效能比较 在处理相同的 70 例病例时, H 系统输出结果的总耗时为 (334.60 ± 4.46) s,单例耗时为 (4.78 ± 0.69) s。而神经外科医生的总耗时为 $(12\ 550.28 \pm 95.45)$ s,单例耗时为 (178.14 ± 19.53) s,可见 H 系统处理病例的速度显著高于医生。此外,在这 70 例病例的输出结果中, H 系统的灵敏度、特异度、准确性和 AUC 分别为 92.7%(90.3%~95.1%)、94.1%(92.8%~95.3%)、82.4%(78.2%~86.5%)、0.841(0.824~0.860);而医生

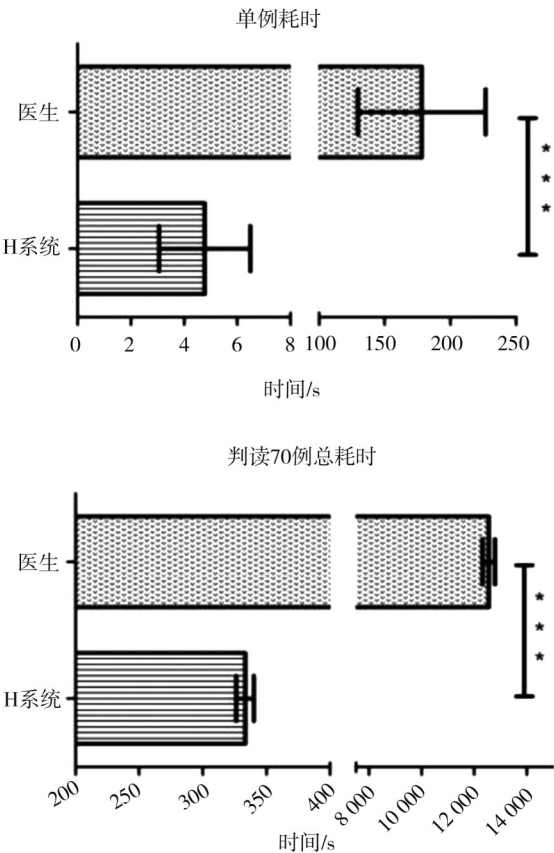
的灵敏度、特异度、准确性和 AUC 分别为 89.0% (85.6%~92.5%)、91.3% (89.7%~92.9%)、80.5% (75.0%~86.0%)、0.820 (0.783~0.856)。在 H 系统和医生之间没有发现 AUC 的显著统计学差异 ($P=0.226$), 并且 H 系统和医生之间的 κ 值为 0.962 (0.922~1.000) ($P=0.000$), 表明 H 系统和医生在输出诊疗方案上具有高度一致性 (图 2、表 3、表 4、图 3)。



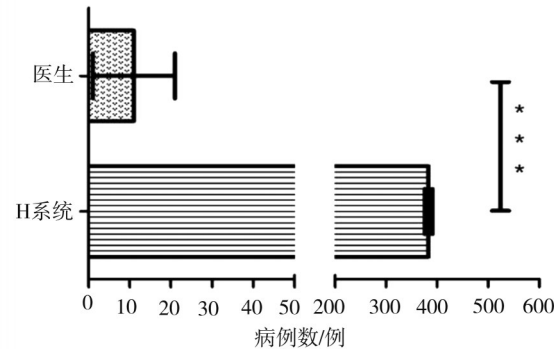
注: H 系统的 ROC 曲线位于医生之上, 说明 H 系统更可靠
图 2 处理相同 70 例病例时医生和 H 系统的比较

表 3 病例数量一定时医生和 H 系统所使用的时间比较 ($\bar{x} \pm s; s$)			
分组	70 例总耗时	单例耗时	P 值
H 系统	334.60 \pm 4.46	4.78 \pm 0.69	0.000
医生	12 550.28 \pm 95.45	178.14 \pm 19.53	

2.2.2 在固定时间内医生和 H 系统处理病例的效能比较在 50 min 内, H 系统平均处理的病例数为 (383 \pm 3) 例, 明显高于神经外科医生的 (11 \pm 4) 例。此外, 在各自所处理的病例中, H 系统的准确率为 82.4% (80.81%~84.04%), 特异度和灵敏度分别为 74.9% (71.7%~78.1%) 和 92.3% (91.8%~92.9%); 而医生的准确率为 75.1% (56.9%~93.3%), 特异度和灵敏度分别为 77.5% (62.7%~92.3%) 和 73.1% (48.8%~97.4%) (表 5, 图 4)。



注: H 系统处理的时间明显少于医生
图 3 病例数量一定时医生和 H 系统耗时比较



注: H 系统判读病例量明显高于医生
图 4 50 min 内判读病例数比较

表 4 病例数量一定时医生和 H 系统所输出的结果比较					
分组	灵敏度/%	特异度/%	准确性/%	AUC	κ 值
H 系统	92.7 (90.3~95.1)	94.1 (92.8~95.3)	82.4 (78.2~86.5)	0.841 (0.824~0.860)	0.962 (0.922~1.000)
医生	89.0 (85.6~92.5)	91.3 (89.7~92.9)	80.5 (75.0~86.0)	0.820 (0.783~0.856)	

表 5 相同时间时医生和 H 系统所输出的结果比较				
分组	病例数/例	灵敏度/%	特异度/%	准确性/%
H 系统	383 \pm 3	92.30 (91.80~92.90)	74.90 (71.70~78.10)	82.40 (80.81~84.04)
医生	11 \pm 4	73.10 (48.80~97.40)	77.50 (62.70~92.30)	75.10 (56.90~93.30)

3 讨 论

本研究基于人工智能构建并训练了一个能自动识别 HICH 患者的医疗文本数据并输出相应治疗方案的自动诊疗系统,将其命名为“H 系统”。既往研究已报道通过人工智能结合磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)或 CT 对患者的病情进行评估^[12]、自动化 ASPECTS 评分等^[13],但要全面了解患者病情,除了影像学资料外,还须详尽分析患者的生命体征、病史、查体、其他检验结果等信息^[14]。目前尚无研究报道如何对高血压性脑出血相关医疗文本数据进行自动识别,并输出急诊处置决策。本研究构建的 H 系统能自动识别高血压性脑出血患者的上述医疗文本数据,并通过专家模块进行分析,最终输出诊疗方案。而上述研究也通过准确率、特异度、灵敏度和 AUC 等 4 个维度证实了该系统输出的诊疗方案准确可靠。

临床工作中仅做到准确可靠还不够,由于 HICH 发病凶险、病情变化快、死亡率高,能否快速、高效地制定正确的诊疗计划尤为重要^[15-17]。本研究通过将 H 系统与工作 5 年以上的神经外科医生进行对比来评估其实际效能。结果显示无论是判定相同的 70 例病例对比耗时,还是在 50 min 内对比判读病例数量, H 系统都能更高效地识别、分析患者病情并且更迅速给出治疗方案,说明 H 系统能够在 HICH 的诊疗过程中快速且准确地为医生提供决策支持和辅助。

本研究首次通过 AI 技术实现对 HICH 医疗文本数据的自动识别和判读,并快速输出急诊处置方案。该系统基于 BERT 建立,经过反复训练、验证,可用于识别和分析包括病史、体格检查和 CT 报告在内的临床文本信息。BERT 是一个预训练语言表征模型,为一种基于深度学习的命名实体识别(named entity recognition, NER)方法。与其他 NER 方法相比, BERT 的优势在于其采用掩码语言模型对双向的 Transformers 进行预训练,以生成深层的双向语言表征,即当它在处理一个词的时候能考虑到该词前面和后面单词的信息,从而获取上下文的语义^[18-19]。预训练后,只需要添加一个额外的输出层进行微调,就可以在各种各样的下游任务中取得

更好的表现,并且在这过程中并不需要对 BERT 进行任务特定的结构修改。且由于 BERT 模型能够并行地处理文本,使得其拥有更高的训练效率^[20]。

H 系统准确、高效,且作为人工智能不会受到体力、精力、情绪等各种主观、客观因素的影响而对病情做出误判^[21-22]。但在临床工作中有很多特殊、复杂情况是目前人工智能无法处理的,尤其是本研究所涉及的脑出血这种急性事件,经常会出现意料之外的情况。因此本研究根据不同情况将治疗方案分为手术治疗、暂不手术治疗和非手术治疗,而 H 系统对这 3 种方案判读结果的准确性却参差不齐,最高可达方案一的 91.83%(91.01%~92.65%),最低可至方案二的 85.71%(84.99%~86.43%)。所以在将来更深入的研究中,本课题组将继续对 H 系统进行优化,以应对更加复杂的情况。

本研究所构建的 H 系统旨在自动提取、分析 HICH 医疗文本数据,从病史、体检和 CT 报告等文字信息中提取关键词并输出相应的治疗计划。因此,与单纯的自动 CT 图像判读相比, H 系统可以从医学文本数据中获取包括 CT 结果在内的关键信息,从而制定适当的治疗计划,故该模型还可用于他疾病的病例分析。这意味着 H 系统可以推广到其他神经外科疾病中的类似疾病,用于快速诊疗。但在此之前,需要根据不同的疾病设计和训练新的 BERT 模型和专家模块的新规则。

虽然本次 H 系统可以自动识别和分析脑出血的病例文本信息并输出合适的治疗方案,较以往只对影像学进行分析的系统相比,能更快、更高效地评估病情并对输出治疗方案,但本研究仍有一些局限性。首先,本系统仍需要更大的病例样本量进行优化和验证;其次,该系统对于一些极其复杂和罕见病例的判读能力仍有提升空间。

4 结 语

本研究构建的 H 系统能够对 HICH 患者的医疗文本数据进行快速识别和分析,其中包括病史、体格检查及 CT 报告,并输出可靠准确的诊疗结果。因此, H 系统能够在 HICH 的急诊诊疗过程中为临床医生提供快速其准确的决策辅助和支持,帮助医生提升工作效率。

参 考 文 献

- [1] Ikram MA, Wieberdink RG, Koudstaal PJ. International epidemiology of intracerebral hemorrhage[J]. Curr Atheroscler Rep, 2012, 14(4): 300–306.
- [2] 刘卫东. 高血压性脑出血的诊治进展[J]. 上海医学, 2017, 40(11): 646–649.
- Liu WD. Progress of diagnosis and therapy in hypertensive intracerebral hemorrhage[J]. Shanghai Med J, 2017, 40(11): 646–649.
- [3] 丁贤彬, 焦 艳, 毛德强, 等. 2012—2018 年重庆市脑出血发病及死亡趋势分析[J]. 重庆医学, 2021, 50(1): 133–137, 141.
- Ding XB, Jiao Y, Mao DQ, et al. Trend analysis of intracerebral hemorrhage from 2012 to 2018 in Chongqing Municipality[J]. Chongqing Med, 2021, 50(1): 133–137, 141.
- [4] 王陇德, 刘建民, 杨 弋, 等. 我国脑卒中防治仍面临巨大挑战: 《中国脑卒中防治报告 2018》概要[J]. 中国循环杂志, 2019, 34(2): 105–119.
- Wang LD, Liu JM, Yang Y, et al. The prevention and treatment of stroke still face huge challenges—brief report on stroke prevention and treatment in China, 2018[J]. Chin Circ J, 2019, 34(2): 105–119.
- [5] 杨 帆, 杨国军, 杨 哲. 北京地区 3139 例首发脑出血患者流行特征及预后情况分析[J]. 华南预防医学, 2022, 48(1): 46–49, 54.
- Yang F, Yang GJ, Yang Z. Epidemic characteristics and prognosis of 3 139 patients with first-episode cerebral hemorrhage in Beijing[J]. South China J Prev Med, 2022, 48(1): 46–49, 54.
- [6] Ramesh AN, Kambhampati C, Monson J, et al. Artificial intelligence in medicine[J]. Ann R Coll Surg Engl, 2004, 86(5): 334–338.
- [7] Al-masni MA, Kim WR, Kim EY, et al. Automated detection of cerebral microbleeds in MR images: a two-stage deep learning approach[J]. Neuroimage Clin, 2020, 28: 102464.
- [8] Soun JE, Chow DS, Nagamine M, et al. Artificial intelligence and acute stroke imaging[J]. AJNR Am J Neuroradiol, 2021, 42(1): 2–11.
- [9] Yasaka K, Akai H, Kunimatsu A, et al. Deep learning with convolutional neural network in radiology[J]. Jpn J Radiol, 2018, 36(4): 257–272.
- [10] 骆明涛, 伍 聪, 陶传元, 等. 《高血压性脑出血中国多学科诊治指南》急救诊治解读[J]. 中国急救医学, 2021, 41(3): 185–190.
- Luo MT, Wu C, Tao CY, et al. Interpretation of emergency treatment of Chinese multidisciplinary guideline for management of hypertensive intracerebral hemorrhage[J]. Chin J Crit Care Med, 2021, 41(3): 185–190.
- [11] 游 潮, 刘 鸣, 于学忠, 等. 高血压性脑出血中国多学科诊治指南[J]. 中国急救医学, 2020, 40(8): 689–702.
- You C, Liu M, Yu XZ, et al. Multidisciplinary diagnosis and treatment guidelines for hypertensive cerebral hemorrhage in China[J]. Chin J Crit Care Med, 2020, 40(8): 689–702.
- [12] Mouridsen K, Thurner P, Zaharchuk G. Artificial intelligence applications in stroke[J]. Stroke, 2020, 51(8): 2573–2579.
- [13] Zhao K, Zhao Q, Zhou P, et al. Can artificial intelligence be applied to diagnose intracerebral hemorrhage under the background of the fourth industrial revolution? A novel systemic review and Meta-analysis[J]. Int J Clin Pract, 2022, 2022: 9430097.
- [14] 牛姗姗, 钟利平, 宋腾飞, 等. 低密度征和斑点征预测自发性脑出血早期血肿扩大[J]. 中山大学学报(医学科学版), 2022, 43(3): 496–503.
- Niu SS, Zhong LP, Song TF, et al. Predictive value of hypodensities and spot sign for hematoma enlargement in early stage of spontaneous cerebral hemorrhage[J]. J Sun Yat Sen Univ Med Sci, 2022, 43(3): 496–503.
- [15] 陆 明, 何卫春, 党宝齐, 等. 高血压脑出血患者的手术时机和手术方式的选择[J]. 中国实用神经疾病杂志, 2014, 17(1): 24–26.
- Lu M, He WC, Dang BQ, et al. Observation on the timing of surgery and surgical approach for the patients with hypertensive intracerebral hemorrhage[J]. Chin J Pract Nerv Dis, 2014, 17(1): 24–26.
- [16] 马 进, 曹 臻, 严明科. 高血压脑出血患者急诊救治分析[J]. 实用心脑血管病杂志, 2017, 25(S1): 102–103.
- Ma J, Cao Z, Yan MK. Analysis of emergency treatment for hypertensive cerebral hemorrhage patients[J]. Pract J Cardiac Cereb Pneumal Vasc Dis, 2017, 25(S1): 102–103.
- [17] Cordonnier C, Demchuk A, Ziai W, et al. Intracerebral haemorrhage: current approaches to acute management[J]. Lancet, 2018, 392(10154): 1257–1268.
- [18] Lee J, Yoon W, Kim S, et al. BioBERT: a pre-trained biomedical language representation model for biomedical text mining[J]. Bioinformatics, 2020, 36(4): 1234–1240.
- [19] 李冬梅, 罗斯斯, 张小平, 等. 命名实体识别方法研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2022, 16(9): 1954–1968.
- Li DM, Luo SS, Zhang XP, et al. Review on named entity recognition[J]. J Front Comput Sci Technol, 2022, 16(9): 1954–1968.
- [20] 张 军, 邱龙龙. 一种基于 BERT 和池化操作的文本分类模型[J]. 计算机与现代化, 2022(6): 1–7.
- Zhang J, Qiu LL. A text classification model based on BERT and pooling operation[J]. Comput Mod, 2022(6): 1–7.
- [21] 张晓晓, 庞 婷. 浅谈人工智能特点及在医学中应用的几个阶段[J]. 福建电脑, 2017, 33(3): 106, 161.
- Zhang XX, Pang T. Talking about the characteristics of artificial intelligence and several stages of its application in medicine[J]. J Fujian Comput, 2017, 33(3): 106, 161.
- [22] 邵 雪, 赵天祺, 孙亚茹, 等. 人工智能在临床医学的新型优势[J]. 内蒙古医科大学学报, 2021, 43(3): 316–319.
- Tai X, Zhao TQ, Sun YR, et al. New advantages of artificial intelligence in clinical medicine[J]. J Inn Mong Med Univ, 2021, 43(3): 316–319.

(责任编辑: 周一青)