

· 临床研究 · doi:10.3969/j.issn.1671-8348.2025.01.011

网络首发 [https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20241129.1530.009\(2024-12-02\)](https://link.cnki.net/urlid/50.1097.R.20241129.1530.009(2024-12-02))

基于 Yi-9B 大语言模型的高血压结构化数据库的构建*

张周琪¹, 刘勇¹, 范碧恬², 韦欣潼², 易维君^{1△}

[1. 中国人民解放军陆军军医大学第二附属医院疼痛与康复科, 重庆 400037;

2. 中国石油大学(华东), 山东青岛 266580]

[摘要] **目的** 针对高血压诊疗过程中生成的大量非结构化数据, 基于 Yi-9B 大语言模型构建高血压结构化数据库, 提升数据管理效率并为临床决策提供支持。**方法** 提取 2014—2023 年于该院就诊的 114 369 例高血压患者病历中的关键临床信息, 使用 Yi-9B 大语言模型进行实体识别与数据结构化, 并设计数据库架构用于统计分析和临床应用。**结果** 数据库结构化处理后, 收缩压和舒张压分别为 (149.98±20.55) mmHg 和 (86.90±13.75) mmHg。按血压水平分类, 正常高值高危、高血压 1 级很高危和高血压 2 级很高危比例最高, 分别占 20.73%、27.80% 和 19.59%。52.64% 的患者合并心脏疾病, 10.18% 合并糖尿病, 12.71% 合并高血脂症。logistic 回归分析显示, >50~60 岁和 >60~70 岁为高发年龄段, 且随年龄增长, 收缩压呈上升趋势, 反映高血压在老龄化中的普遍性。该数据库在临床应用中明显提升了诊疗效率, 实现了数据的高效分析和管理工作。**结论** 基于 Yi-9B 大语言模型的高血压结构化数据库有效处理了非结构化数据, 明显提升数据提取和管理效率, 该数据库有助于优化诊疗决策、提高管理效率, 为智能化管理和个性化诊疗提供支持。

[关键词] 人工智能; 大语言模型; 高血压; 结构化数据库; 诊疗效率

[中图分类号] R544.1 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1671-8348(2025)01-0057-06

Construction of hypertension structured database based on Yi-9B big language model*

ZHANG Zhouqi¹, LIU Yong¹, FAN Bitian², WEI Xintong², YI Weijun^{1△}

[1. Department of Pain and Rehabilitation Medicine, Second Affiliated Hospital of Army

Medical University, Chongqing 400037, China; 2. China University of Petroleum

(East China), Qingdao, Shandong 266580, China]

[Abstract] **Objective** To construct a hypertension structured database based on Yi-9B large language model by aiming at the large amount of unstructured data generated in the process of hypertension diagnosis and treatment in order to elevate the efficiency of data management and provide the support for clinical decision-making. **Methods** The key clinical informations of 114 369 patients with hypertension visiting in the Second Affiliated Hospital of Army Medical University during 2014—2023 were extracted. The Yi-9B large language model was used for conducting the entity identification and data structuring, and the database architecture was designed for statistical analysis and clinical application. **Results** After the database structuring process, the mean values of systolic and diastolic blood pressure were (149.98±20.55) mmHg and (86.90±13.75) mmHg, respectively. According to the classification of blood pressure level, the proportions of the normal high value for high risk, very high risk of hypertension grade 1, and very high risk of hypertension grade 2 were the highest, which accounted for 20.73%, 27.80% and 19.59% respectively. 52.64% of the patients were complicated with heart disease, 10.18% with complicating diabetes and 12.71% with complicating hyperlipidemia. Logistic regression analysis showed that >50—60 and >60—70 years old was the high incidence age segment, moreover the systolic blood pressure showed an increasing trend with the age increase, reflecting the universality of hypertension in aging. This database significantly improved the efficiency of diagnosis and treatment in clinical application and realized the efficient analysis and management of data. **Conclusion** The hypertension structured database based on Yi-9B large language model effectively processes the unstructured data, significantly improves the efficiency of data extraction and management, helps to optimize the diagnosis and treatment decision-making, improves the management efficiency and provides the support for intelligent management and personalized diagnosis and treatment.

[Key words] artificial intelligence; large language model; high blood pressure; structured database; diagnosis and treatment efficiency

高血压是全球常见的慢性病之一,是心血管疾病发病和死亡的主要风险因素^[1]。MILLS 等^[2]研究显示,全球高血压发病率逐年上升,但在意识、治疗和控制方面仍面临诸多挑战^[3-4]。随着医疗数据的增加,传统的高血压管理方法在处理非结构化的医疗数据时面临困难,难以有效地从大量临床数据中提取和分析有价值的信息。这种数据通常由于格式不一致、频繁更新等问题,导致整合和分析过程复杂低效^[5-6]。大语言模型(如 Yi-9B)作为人工智能的创新工具,展示出在临床医学领域的巨大潜力^[7-12]。Yi-9B 大语言模型是当前较为先进的大语言模型之一,基于 Transformer 架构的深度学习技术,通过自然语言处理技术,可以高效地从非结构化的医疗文本中提取信息,为数据结构化提供了新的可能性^[13-19]。在此背景下,本文旨在基于 Yi-9B 大语言模型构建一个高血压结构化数据库,利用 2014—2023 年收集的 114 369 例高血压患者数据,提取并存储其中的关键临床信息,提高数据的清晰度和分析效率,从而提高高血压管理的智能化水平,支持临床辅助决策和个性化治疗。

1 资料与方法

1.1 一般资料

提取 2014—2023 年于中国人民解放军陆军军医大学第二附属医院就诊的 114 369 例高血压患者资料,其中男 56 472 例,女 57 897 例,年龄 18~101 岁,平均(59.90±4.81)岁。纳入标准:(1)年龄为 18 岁及以上的成人患者;(2)诊断标准参考《中国高血压防治指南(2018 年修订版)》,收缩压 ≥ 140 mmHg 或舒张压 ≥ 90 mmHg,和(或)2 周内服用降压药者;(3)病史中有明确的高血压诊断记录;(4)电子健康记录中有完整的病史记录。排除标准:(1)电子健康记录不完整,缺乏关键信息,如缺乏血压测量值等;数据质量差,如频繁的测量误差、不一致的记录等;(2)特殊人群,如孕妇和哺乳期女性。本研究已通过中国人民解放军陆军军医大学第二附属医院医学伦理委员会的审批(审批号:2024-研第 357-01)。

1.2 数据库的样本特征及构成

(1)性别比例:所纳入的研究对象中,女性占比 50.62% (57 897/114 369),男性占比 49.38% (56 472/114 369)。男女比例接近 1:1,样本性别分布均衡,为分析结果的代表性提供了支持。(2)年龄分布:年龄 $> 60 \sim 70$ 岁(27.43%)和 $> 50 \sim 60$ 岁(24.91%)患者比例最高,这两个年龄段的患者占比接近 50%。其次是 $> 70 \sim 80$ 岁(18.43%)和 $> 40 \sim 50$ 岁(17.44%)患者。 $> 30 \sim 40$ 岁(5.65%)和 $> 20 \sim 30$ 岁(1.54%)患者比例较低,而 $> 18 \sim 20$ 岁(0.10%)和 90 岁以上(0.20%)患者比例最低。总体来看,患者年龄集中于 50 岁以上,平均年龄为 59.90 岁,表明高血压在老年人群中高发的特点。

1.3 方法

1.3.1 数据收集与预处理

通过医院 HIS 系统,收集高血压患者病历记录,从中提取符合纳入标准的患者数据,这些数据包括血压测量值、患者基本信息(如性别、年龄等)、合并症等。

1.3.2 数据预处理

为了确保数据的一致性,对原始数据进行清洗,包括去除重复记录、处理缺失值,保证干扰信息被剔除。使用 split 函数,正则匹配将病历信息进行划分:既往史、家族史、过敏史、婚育史、体格检查、主诉等。根据高血压数据需求,将文本数据分割成多个字段,例如病史、症状等。使用正则表达式匹配非结构化信息,便于 Yi-9B 大语言模型识别重要信息。将日期、测量值(如血压值)、单位等进行标准化处理,使其符合模型输入要求,确保 Yi-9B 大语言模型对数据的一致理解。

1.3.3 Yi-9B 大语言模型构建数据库的基本方法

本研究采用基于当前最先进的自然语言处理(NLP)模型架构(Transformer)的 Yi-9B 大语言模型作为基础模型,提取纳入数据库的病历数据,将数据结构化处理,数据包括患者基本信息(年龄、性别等)、诊断信息、血压测量值等。将处理后的结构化数据库存储到高血压数据库中,数据库设计包含患者信息表、血压记录表等,满足临床数据管理的需求^[20-24]。基于 Yi-9B 大语言模型,根据研究课题所需对模型进行修改,实现数据库结构化功能。具体技术路线图如图 1 所示。

1.3.3.1 信息提取及结构化数据转换方法

通过 Yi-9B 大语言模型的自然语言处理能力,自动识别文本中的医学实体,例如“收缩压”“舒张压”“年龄”“性别”“病史”等关键信息。利用关键词或短语触发信息提取,例如“收缩压 ≥ 140 mmHg”或“患者年龄”为重要提取条件,帮助模型准确识别相关指标。创建高血压诊断模板,使模型能识别常见的高血压诊断表达式,并自动提取与高血压相关的症状、体征等数据。将提取出的关键信息映射到数据库的预定义字段中,例如将“年龄”映射到患者信息表中的年龄字段,或将“收缩压”映射到血压记录表中的收缩压字段。设置提示词(例如问:冠心病属于哪种疾病类型;答:心血管疾病),将并发症分为 13 类,并存入相应的数据库字段。最后将 Yi-9B 提取的信息填充到数据库表格中,同时进行数据一致性和准确性验证,确保每个字段的数据符合数据库架构要求。本研究在进行分类任务的代码主要部分步骤如下:(1)Headers。指定内容类型为 application/json,使用 openai_api_key 进行授权。(2)Data。模型为 Yi-9B 大语言模型,消息部分包含了系统指令,用户消息格式。(3)系统指令。角色:分类助手;背景:提供了 8 种疾病分类;指令:必须将发送的内容准确分类;回答方式:只能回

复分类后的类别;实验:给出示例来说明如何分类。
 (4)应用程序编程接口(API)请求。使用 requests.post 方法发送 POST 请求,传入 URL、JSON 格式的请求数据和请求头,将高血压数据集中的数据和系统指令作为请求数据,进行高血压数据的分类处理。并将 API 返回的 response 相应分类内容进行存储。

1.3.3.2 自动化模型调用方法

编写自动化脚本,通过 API 调用 Yi-9B 大语言模型,支持批量数据处理。实现非结构化文本到结构化数据的自动转换,减少人工操作。当模型提取信息不完整或不准确时,通过反馈机制调整提取参数或优化提示词,提升模型的提取效果。

1.3.3.3 数据库构建和存储方法

数据库架构设计:基于高血压管理需求设计数据库表格,如患者基本信息表、血压测量表、并发症表等,每个表格对应 Yi-9B 大语言模型提取的不同类别信息。数据存储与索引:将结构化数据存储到数据库,并创建索引以便后续检索和分析,并支持高效的数据调用和统计分析。数据安全与隐私保护:在存储过程中实施加密和权限管理,确保患者数据的安全性和隐私合规性。

1.3.3.4 模型性能评估与优化方法

准确性评估:使用标注数据集评估 Yi-9B 大语言模型提取信息的准确性和召回率,并记录准确性指标(如 F1-score)以衡量模型的提取效果。模型优化:根据评估结果调整模型的参数或提示词,以优化对高血压相关信息的识别和提取能力,进一步提升数据的结构化效率。自适应微调:在特定的高血压数据集上进行微调,以优化模型在高血压医疗文本上的识别效果,使模型更符合该任务的特定需求。

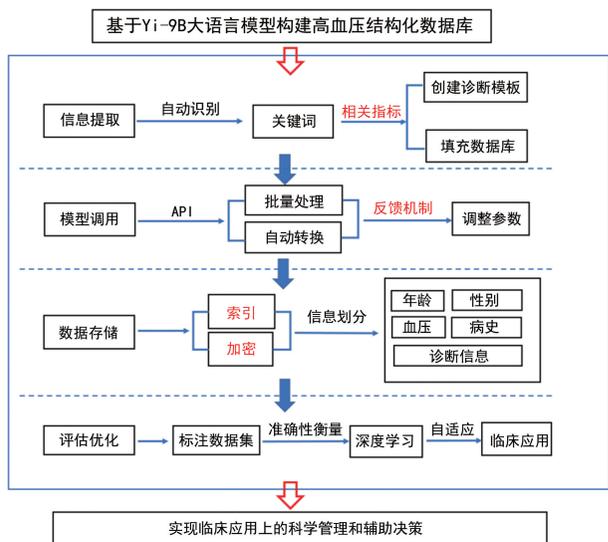


图 1 构建数据库的技术路线图

1.4 统计学处理

使用 python 中的 pandas 和 requests 库进行编程,运用该程序对患者一般资料及实验室指标进行统

计分析。计数资料采用例数或百分比表示,组间比较采用 χ^2 检验;对于服从正态分布的计量资料用 $\bar{x} \pm s$ 表示,组间比较采用独立样本 t 检验;不服从正态分布的计量资料用 $M(Q_1, Q_3)$ 表示,组间比较采用非参数检验方法。以 $P < 0.05$ 为差异有统计学意义。

2 结果

2.1 高血压患者数据库特征分析

2.1.1 血压水平情况及常见合并症

所纳入的研究对象收缩压为 (149.98 ± 20.55) mmHg,舒张压为 (86.90 ± 13.75) mmHg。按血压水平分类进行排序,序号 1~5 分别为正常高值、正常高值低危、正常高值中危、正常高值高危、正常高值很高危;序号 6~9 分别为高血压 1 级低危、高血压 1 级中危、高血压 1 级高危、高血压 1 级很高危;序号 10~12 分别为高血压 2 级中危、高血压 2 级高危、高血压 2 级很高危;序号 13~14 分别为高血压 3 级高危、高血压 3 级很高危。不同水平分类下的血压值比例见图 2。图中的数据表明,正常高值高危(序号 4)、高血压 1 级很高危(序号 9)和高血压 2 级很高危(序号 12)的占比最高,分别占 20.73%、27.80%和 19.59%。

本研究数据库中高血压患者常见的合并症及其分布情况见表 1。数据表明,在高血压患者中,超过一半的人(52.64%)并发心脏疾病,有 10.18%患者合并糖尿病,12.71%患者合并高脂血症。本研究中,高血压患者并发心脏疾病的概率最大,脑血管疾病次之。同时,80%以上的高血压患者至少有一种并发症,50%以上的高血压患者有两种并发症。

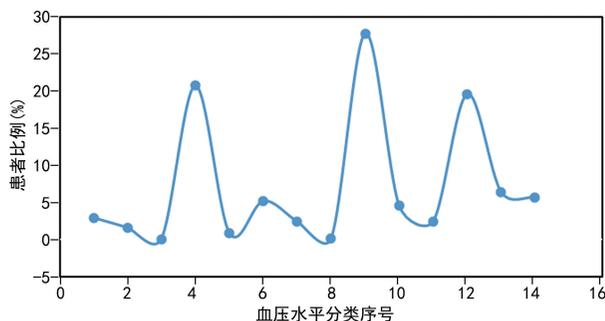


图 2 不同血压水平分类下的患者比例

表 1 常见合并症分布

项目	人数(n)	占比(%)
糖尿病	11 648	10.18
心脏疾病	60 240	52.64
肾脏疾病	9 713	8.49
外周血管疾病	5 954	5.20
高脂血症	14 539	12.71
脑血管疾病	16 593	14.50

2.1.2 年龄与高血压的 logistic 回归分析

年龄为 $>50 \sim 60$ 岁和 $>60 \sim 70$ 岁是高血压的高

发年龄段,人数占比最高,同时也对应了高血压患者比例的上升。从 40 岁开始,高血压的比例开始明显上升,并在 >50~70 岁达到峰值,呈上升趋势;70 岁以上的高血压患者比例虽然有所下降,但仍然维持在一个较高水平,反映出老龄化社会中高血压的普遍性问题。由此以单因素分析中有统计学意义的变量为自变量(年龄)进行 logistic 回归分析,见图 3、4。根据回归分析结果,从线性拟合方程和线条走势可以看出,随着年龄的增长,平均收缩压呈增长趋势,平均舒张压呈下降趋势。从单变量分析可以看出,年龄是影响高血压的重要因素,尤其是在 >50~70 岁年龄段,高血压的发病率明显增加。

2.2 高血压患者数据库的临床应用效果

基于零一万物大模型底座,利用中国人民解放军陆军军医大学第二附属医院现有的 2014—2023 年 10 万余条高血压患者的脱敏数据,进行低秩自适应微调训练,整合高血压知识库、患者数据库和临床指南,结合知识图谱、检索增强生成技术、大语言模型以及多种机器学习和深度学习模块,建立高血压辅助诊疗应用垂直类大模型,其模型架构和功能示意图 5、6。通过医生试点使用模型并通过接诊数量、首诊患者就诊时长、患者临床结局等指标对大模型进行定量和定性分析,初步评估诊疗效率平均提升超过 20%。在临床应用中匹配患者相关资料 300 余项,资料相关性

100%,分析超过 17 万条患者数据,生成准确医疗建议 100 余份,发出 10 余次并发症风险预警和 7 次药物相互作用风险警告。初步应用结果表明,本数据库明显提高了高血压患者的管理效率,未来可进一步推广至多中心应用。

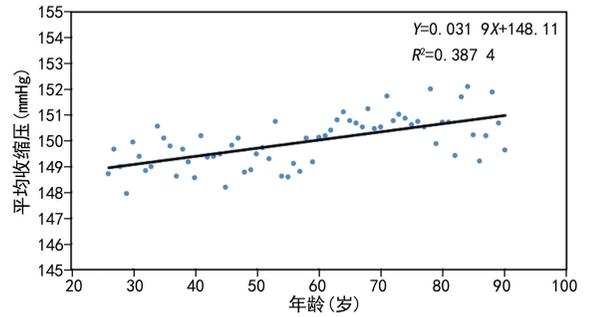


图 3 平均收缩压与年龄的回归分析

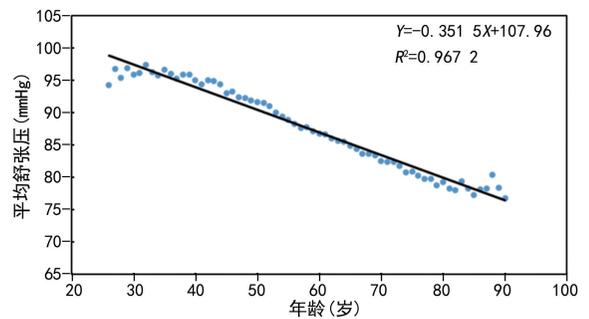


图 4 平均舒张压与年龄的回归分析

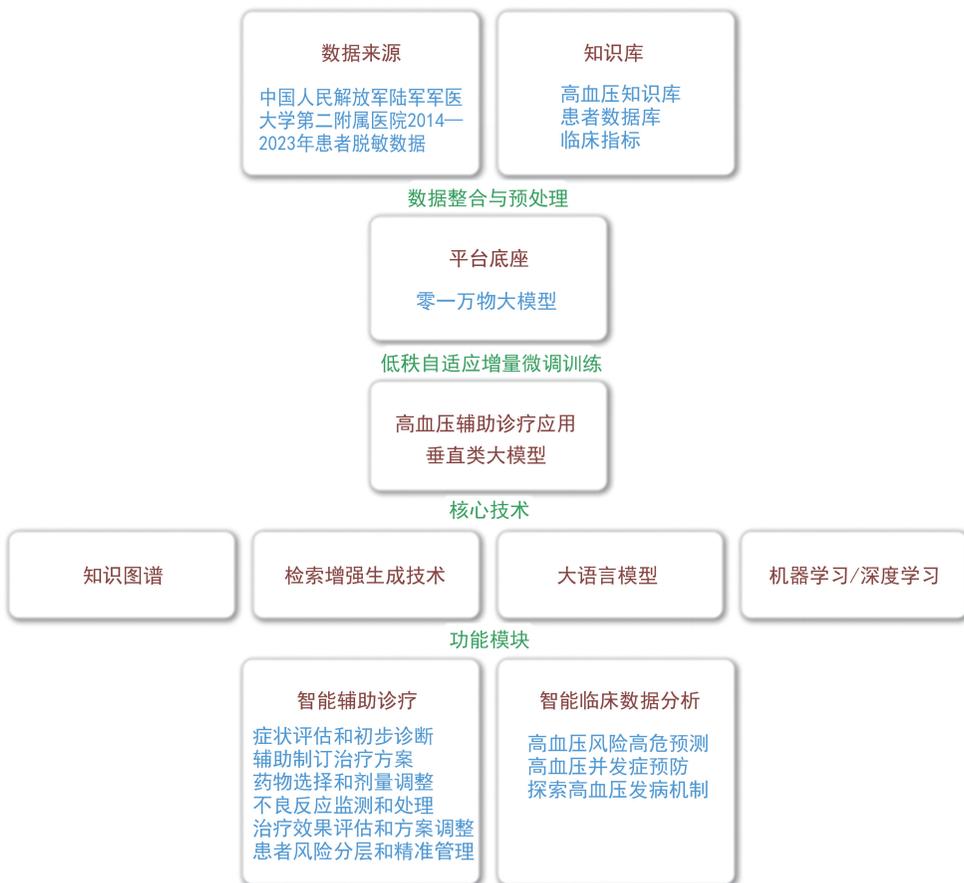


图 5 高血压辅助诊疗应用垂直类大模型架构图

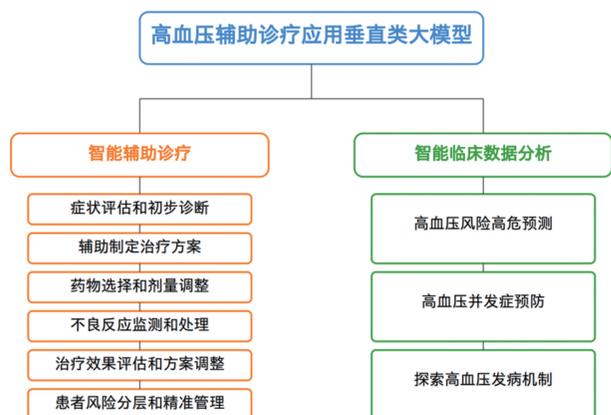


图 6 高血压辅助诊疗应用垂直类大模型功能示意图

3 讨论

3.1 高血压数据库相关现状

既往研究表明,高血压是以血压升高为主要临床表现的或不伴有多种心血管危险因素的综合征,是多种心脑血管疾病的重要病因和危险因素,其中老年患者常因病史长,故心脑血管及其他靶器官损伤较为严重,血压水平与心血管疾病发生风险呈正相关。数据分析可得,高血压常常与其他慢性疾病(如糖尿病、心血管疾病等)共存^[25-26],本研究结论与之相近。同时,有统计数据显示,60岁及以上老年人的“三高”患病率达10.0%,中国疾病预防控制中心对2018年中国慢性病及危险因素监测收集的数据进行分析,发现 ≥ 45 岁居民的高血压、糖尿病、血脂异常共病率为7.6%,均反映出高血压的老龄化及上升趋势^[27-29],本研究结论与之相近。当前,全球范围内的高血压发病率持续上升,但高血压的管理仍然面临巨大挑战。由于患者的诊疗过程产生了大量的非结构化数据,如病历记录、实验室结果和病史记录等,传统的数据库难以从中提取有效信息,数据整合、分析效率低下。此外,不同医疗机构之间的数据信息不一致,标准化缺乏统一规范,导致数据的共享和利用受到限制。因此,建立有效处理高血压相关信息的结构化数据库,对于提高高血压管理的科学性和精准性至关重要。

3.2 基于 Yi-9B 大语言模型构建的高血压结构化数据库的优势与劣势

Yi-9B 大语言模型为高血压数据库的构建提供了新的路径,本数据库经高年资医护团队和人工智能专家团队共同讨论构建,保证了专业知识与技术的结合。结合计算机团队的技术支持,提高了数据质量和处理效率,能够有效解决传统高血压数据管理中的一些关键问题,展现了显著的优势,对高血压等慢性病的管理和治疗具有重要意义。其高效的信息提取技术确保了数据的精确性、适应性强的模型架构能够在不同医疗场景下稳定发挥作用。预期将进一步扩大试点范围,收集更多医生和患者的反馈意见和数据,

持续优化模型性能。进一步实现模型与医院现有信息系统、区域医疗平台深度融合,实现高血压患者的全程管理和健康服务。

虽然基于 Yi-9B 大语言模型构建的高血压数据库具有明显优势,但也存在一些不足。首先,模型的推广应用面临挑战:由于数据主要来自单一机构,模型的训练数据较为局限,可能无法直接适用于其他地区或不同类型的医疗机构。因此,模型的通用性有待进一步验证。当前的数据库主要基于单一来源数据,尚未在多样化的患者群体中进行广泛测试,未来需要引入来自不同中心的数据进行验证和优化。此外,模型在处理患者数据时需特别关注隐私保护。虽然采取了基本的安全措施,但在实际应用中仍可能存在数据泄露的风险,因此需要进一步加强隐私和安全保障机制,以确保数据的安全性和合规性。

综上所述,本研究基于 Yi-9B 大语言模型,构建了一个高血压结构化数据库,为处理非结构化数据提供了有效解决方案。Yi-9B 大语言模型在信息提取、分析和数据结构化存储方面展现出良好性能,为高血压的智能化和精细化管理提供了支持。该数据库不仅优化了诊疗决策过程,还提升了管理效率,为未来开展个性化医疗奠定了数据基础。未来的工作将聚焦于多中心数据的整合和验证,进一步提高模型的普适性,并加强隐私保护措施,确保在广泛应用中的数据安全。

参考文献

- [1] PETRIE J R, GUZIK T J, TOUYZ R M. Diabetes, hypertension, and cardiovascular disease: clinical insights and vascular mechanisms [J]. *Can J Cardiol*, 2018, 34(5): 575-584.
- [2] MILLS K T, STEFANESCU A, HE J. The global epidemiology of hypertension [J]. *Nat Rev Nephrol*, 2020, 16(4): 223-237.
- [3] ITERSÓN V H E, LAFFIN J L. Exercise prescription for the prevention and treatment of arterial hypertension: targeting blood pressure is not necessarily the goal [J]. *Br J Sports Med*, 2024, 58(4): 181-182.
- [4] 朱令圆, 方园, 曹智贤, 等. 睡眠时间和睡眠质量对我国中老年人高血压发病率的影响 [J]. *中华疾病控制杂志*, 2020, 24(2): 176-182.
- [5] 李哲明, 朱珠, 黄坚, 等. 面向科研专病库的可视化前置数据采集系统建设探索与实践 [J]. *中国卫生信息管理杂志*, 2024, 21(1): 69-74.
- [6] 马春花. 大数据技术在医院电子病历信息管理系

- 统中的应用探析[J]. 数字通信世界, 2023(5): 110-112.
- [7] BEATTIE J, NEUFELD S, YANG D, et al. Utilizing large language models for enhanced clinical trial matching[J]. Cureus, 2024, 16(5): e60044.
- [8] 陆小琴, 佳薇, 武宇翔, 等. 大语言模型在检验医学领域的应用潜力与挑战评估[J]. 临床检验杂志, 2024, 42(8): 619-623.
- [9] 郭华源, 刘盼, 卢若谷, 等. 人工智能大模型医学应用研究[J]. 中国科学(生命科学), 2024, 54(3): 482-506.
- [10] 陈婷婷, 杨帆, 李泽阳, 等. 深度学习技术在胃肠道间质瘤诊断中的应用[J]. 中国医科大学学报, 2024, 53(2): 178-181.
- [11] MOTA J, ALMEIDA J M, MARTINS M, et al. Artificial intelligence in coloproctology: a review of emerging technologies and clinical applications[J]. J Clin Med, 2024, 13(19): 5842.
- [12] PRESSMAN M S, BORNA S, CABELLO G A C, et al. Clinical and surgical applications of large language models: a systematic review[J]. J Clin Med, 2024, 13(11): 3041.
- [13] 任福继, 张彦如. 通用大模型演进路线[J]. 科技导报, 2024, 42(12): 44-50.
- [14] 陶建华, 聂帅, 车飞虎. 语言大模型的演进与启示[J]. 中国科学基金, 2023, 37(5): 767-775.
- [15] 车万翔, 窦志成, 冯岩松, 等. 大模型时代的自然语言处理: 挑战、机遇与发展[J]. 中国科学(信息科学), 2023, 53(9): 1645-1687.
- [16] SONG J, WANG X, WANG B, et al. Learning implementation of a guideline based decision support system to improve hypertension treatment in primary care in China: pragmatic cluster randomised controlled trial[J]. BMJ, 2024, 386: e079143.
- [17] 李峻迪. 面向高血压的智能临床决策支持平台的研究与实现[D]. 北京: 北京邮电大学, 2023.
- [18] HUANG J, YANG D M, RONG R, et al. A critical assessment of using ChatGPT for extracting structured data from clinical notes[J]. NPJ Digit Med, 2024, 7(1): 106.
- [19] LAYTON T A. AI, machine learning, and ChatGPT in hypertension [J]. Hypertension, 2024, 81(4): 709-716.
- [20] XIONG H L, CHEN H M, XU L, et al. A survey of data element perspective: application of artificial intelligence in health big data[J]. Fron Neurosci, 2022, 16: 1031732.
- [21] DESHPANDE P, RASIN A. Correlation aware relevance-based semantic index for clinical big data repository [J]. J Imaging Inform Med, 2024, 37(5): 2597-2611.
- [22] 陈雯. 基于深度学习技术的异构临床数据分析系统的设计与实现[D]. 贵阳: 贵州大学, 2020.
- [23] 王定珠, 周凡漪. 电子病历、手持移动终端、大数据采集与分析、数据安全在医疗质控中的应用[J]. 中华医学图书情报杂志, 2015, 24(12): 56-58.
- [24] SHEIKHALISHAHI S, MIOTTO R, DUDLEY J T, et al. Natural language processing-based structured data extraction from unstructured clinical notes[J]. JMIR Med Inform, 2019, 7(2): e12239.
- [25] LEE J J, LEE H K. Optimal systolic blood pressure for the prevention of all-cause and cardiovascular disease mortality in older adults with hypertension: nationwide population-based cohort study [J]. JMIR Public Health Surveill, 2024, 10: e52182.
- [26] 崔亚. 糖尿病合并高血压与心血管疾病发病风险的队列研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2021.
- [27] KIM H J, THIRUVENGADAM R. Hypertension in an ageing population: diagnosis, mechanisms, collateral health risks, treatments, and clinical challenges [J]. Ageing Res Rev, 2024, 98: 102344.
- [28] 李改云. 我国慢性病共病老年人的健康相关生命质量及医疗服务利用状况研究[D]. 兰州: 兰州大学, 2023.
- [29] 于宁, 张梅, 张笑, 等. 中国中老年居民高血压、糖尿病和血脂异常共病现状及影响因素研究[J]. 中华流行病学杂志, 2023, 44(2): 196-204.

(收稿日期: 2024-02-28 修回日期: 2024-06-28)

(编辑: 管佩钰)