DOI:10.13193/j.issn.1673-7717.2025.03.005

ChatGPT在风湿科中医电子病历症状信息预处理中的应用

喻金龙[1],张磊[2],许宁[2],法立峰[2],杨扩[3],韩真真[4],郭洪涛[4]
(1.中国中医科学院中医药信息研究所,北京 100700;2.中国中医科学院中医药数据中心,北京 100700;
3.北京交通大学计算机与信息技术学院,北京 100081;4.河南中医药大学第一附属医院,河南 郑州 450000)

摘要:目的 信息抽取是自然语言处理的重要手段,基于ChatGPT的自然语言处理能力,通过ChatGPT对风湿科中医电子病历进行症状信息抽取。方法 通过基于ChatGPT大模型的小样本学习,实现对风湿科电子病历中主诉及现病史、专科检查和舌脉象数据的信息抽取与规范,同时选择ChatGLM大模型进行与ChatGPT相同的小样本学习,完成相同的信息抽取任务并比较两个大模型抽取结果的正确率。结果 针对医学命名实体识别问题,小样本学习后的ChatGPT在主诉症状抽取任务上的准确率达到了98.7%,在专科检查抽取任务上的准确率达到了92%,在舌脉象抽取与规范任务上的正确率达到了98%。ChatGLM在同样3个任务上的正确率分别为85.7%、91%和98%,从抽取结果上来看,两个大模型在抽取任务中存在不同的缺陷,但从整体上看,ChatGPT表现更为出色。结论 实现了基于ChatGPT小样本学习的中医症状信息预处理,相比传统模型更便捷高效,且与ChatGLM相比整体上表现更优,这为中医临床文本信息抽取研究提供了新的思路。

关键词:ChatGPT;中医电子病历;症状;数据预处理;信息抽取
中图分类号:R222.19 **文献标志码**:A **文章编号**:1673-7717(2025)03-0024-07

Application of ChatGPT in Symptom Information Preprocessing of Electronic Medical Record of Rheumatology

YU Jinlong[1],ZHANG Lei[2],XU Ning[2],FA Lifeng[2],YANG Kuo[3],HAN Zhenzhen[4],GUO Hongtao[4]
(1. Institute of Information on Traditional Chinese Medicine,China Academy of Chinese Medical Sciences,Beijing 100700,China;
2. Traditional Chinese Medicine Data Center of China Academy of Chinese Medical Sciences,Beijing 100700,China;
3. School of Computer and Information Technology,Beijing Jiaotong University,Beijing 100081,China;
4. The First Affiliated Hospital of Henan University of Chinese Medicine,Zhengzhou 450000,Henan,China)

Abstract:*Objective* Information extraction is an important means of natural language processing. Based on the natural language processing ability of ChatGPT,this paper extracted the symptom information from traditional Chinese medicine electronic medical records in rheumatism department through ChatGPT. *Methods* Through the small sample learning based on ChatGPT large model,the information extraction and standardization of chief complaint and present medical history,specialist examination and tongue and pulse data in rheumatic electronic medical records were realized. At the same time,a large model ChatGLM was selected for the same small sample learning as ChatGPT,the same information extraction task was completed and the accuracy of the extraction results of the two large models was compared. *Results* Aiming at the problem of medical named entity recognition,the accuracy of ChatGPT after small sample learning reached 98.7% in chief complaint symptom extraction task,92% in specialist examination and extraction task,and 98% in tongue and pulse image extraction and standardization task. The correct rates of ChatGLM on the same three tasks were 85.7%,91% and 98% respectively. From the extraction results,the two large models had different defects in the extraction task,but on the whole,ChatGPT performed better. *Conclusion* This paper realized the TCM symptom information preprocessing based on ChatGPT small sample learning,which was more convenient and efficient than the traditional model,and performed better than ChatGLM as a whole,which provided a new idea for TCM clinical text information extraction research.

Keywords:ChatGPT;TCM electronic medical records;symptoms;data preprocessing;information extraction

术语名称不规范是中医临床数据分析中存在的最大问题之一[1],为了保证数据质量,提高挖掘效率,数据预处理是进行数据挖掘前必不可少的重要步骤[2]。据统计,在一个完整地数据挖掘过程中,数据预处理要花费60%左右的时间,而后的挖掘工作仅占总工作量的10%[3]。中医症状信息是中医临床数据的重要组成部分,也是中医临床数据分析中的研究重点,风湿科电子病历数据包括主诉及现病史、专科检查和舌脉象等三类症状信息。作为自由文本的临床病历,这些文本信息

基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFC1703504);中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金资助项目(ZZ16-XRZ-108-SJ);中国中医科学院科技创新工程项目(CI2021A05404);河南省中医药科学研究专项课题项目(2021JDZx2010)
作者简介:喻金龙(2000-),男,江西九江人,硕士,研究方向:中医临床数据挖掘。
通讯作者:张磊(1981-),男,河南西平人,副研究员,博士,研究方向:中医临床数据挖掘。E-mail:tcmxpzl@126.com。

具有非结构化、口语化、专业化的特点[4]，为了挖掘研究，首要的一步是对中医症状信息进行预处理。

信息抽取是自然语言处理领域的重要研究内容，在各个领域得到了广泛应用[5]，但其在医药领域的研究尚处于初级阶段[6]。信息抽取是中医临床数据预处理的重要手段，如高佳奕等[7]提出了将 CRF 模型应用于中医症状的命名实体抽取。袁玉虎等[8]应用 CRFs 模型对中医现病史中的症状术语进行实体抽取。屈倩倩等[9]构建了基于 Bert - BiLSTM - CRF 的命名实体识别模型。刘一斌等[10]基于朴素贝叶斯和 word2vec 两种机器学习算法实现了中医电子病历文本信息抽取。对中医症状信息预处理也可以采用分词方法，如用分词工具对术语信息进行拆分[11]，或者采用 jieba 分词的方法对数据中的症状词进行分词，如张玉洁等[12]采用 jieba 分词库进行分词。刑岩石等[13]应用 Jieba 分词的 Python 语言包作为分词工具将语料进行分词。利用命名实体识别、分词等方法虽极大地提高了中医症状信息预处理的速度，但由于数据来源的广泛性和数据容量的庞杂性，使得中医数据具有特殊性、冗余性、多样性和不完整性等特点[14]，为中医症状信息抽取带来挑战。

ChatGPT 是由 OpenAI 开发的聊天机器人模型，它基于 Transformer 架构，通过其自注意力机制来捕捉输入文本的上下文信息，并通过多层堆叠的神经网络层生成合适的回复[15]。作为一个大语言模型，从早期前身 GPT - 3[16] 发展到现在，ChatGPT 经过大规模文本数据下无监督学习的预训练，拥有丰富的语言知识，能够根据输入的文本生成连贯的自然语言回复[17]。赋能 ChatGPT 的关键技术是人类反馈的强化学习技

表 1 学习策略

数据类别	学习策略			ChatGPT 学习样本
				根据以下示例，学习在主诉中提取症状词的方法：
主诉	3 - shot	2 - shot	1 - shot	腰背疼痛伴僵硬间作 20 年余，双膝关节疼痛半年。 提取结果： 腰背疼痛，僵硬，双膝关节疼痛。 四肢散在银屑样皮疹 8 年，伴双膝关节肿痛 2 年，加重 2 月。 提取结果： 四肢散在银屑样皮疹，双膝关节肿痛。 全身散在皮疹 2 周。 提取结果： 全身散在皮疹。 注意："加重、再发、突发、间断、间作、确诊"等不是症状词。 根据上述方法，提取以下主诉中的症状词：
				根据以下示例，学习专科检查的拆分方法：
专科检查	3 - shot	2 - shot	1 - shot	专科检查：左手近端指间、掌指关节压痛Ⅰ级，肿胀Ⅰ级。 拆分结果： 左手近端指间、掌指关节 - 压痛 - Ⅰ级 左手近端指间、掌指关节 - 肿胀 - Ⅰ级 指地距 10 cm，颌柄距 0 cm，双侧 4 字试验阳性。 拆分结果： 无 - 指地距 - 10 cm 无 - 颌柄距 - 0 cm 双侧 - 4 字试验 - 阳性 双手关节压痛(-)，双膝关节压痛(+)，浮髌试验(-)。 拆分结果： 双手关节 - 压痛 - - 双膝关节 - 压痛 - + 无 - 浮髌试验 - - 注意：每条专科检查拆分成"部位 - 性质 - 程度"的组合，部位可以重复，没有部位或程度则用"无"表示。 根据上述方法，对以下专科检查进行处理：
				学习以下示例中舌脉象的规范方法：
舌脉象	3 - shot	2 - shot	1 - shot	舌脉象：舌质红，苔薄少，脉沉，脉滑。 规范后： 舌红，苔薄少，沉脉，滑脉 舌脉象：舌质淡黯，苔薄白，脉滑，脉濡。 规范后： 舌淡|舌黯，苔薄白，滑脉，濡脉 舌脉象：舌质紫黯，苔花剥，脉数，脉涩。 规范后： 舌瘀黯，苔花剥，数脉，涩脉 根据上述方法，规范以下舌脉象。

表 2 ChatGPT 最终学习策略

数据类别	ChatGPT 学习样本
主诉	根据以下示例,学习在主诉中提取症状词的方法: 主诉:腰背疼痛伴僵硬间作 20 年余,双膝关节疼痛半年,四肢多关节肿痛 2 年,全身散在皮疹 2 周,四肢关节疼痛变形 25 年,周身乏力、酸困伴肩关节疼痛 10 年余,间断面部浮肿 2 月,伴咳嗽、心慌 10 日。 提取结果: 腰背疼痛,僵硬,双膝关节疼痛,四肢多关节肿痛,全身散在皮疹,四肢关节疼痛变形,周身乏力酸困,肩关节疼痛,面部浮肿,咳嗽,心慌。 注意:“加重、再发、突发、间断、间作、确诊”等不是症状词。 根据上述方法,提取以下主诉中的症状词:
专科检查	根据以下示例,学习专科检查的拆分方法: 专科检查:左手近端指间、掌指关节压痛Ⅰ级,腰部广泛压痛,双侧直腿抬高试验阳性,指地距 10cm,双侧 4 字试验阳性,双膝关节压痛(+),双膝关节无肿胀,浮髌试验(-),双手掌指关节(MCP)压痛Ⅱ级,双肘、双肩、双腕等关节肿胀 2 级,脊柱生理弯曲存在,双下肢外侧及内侧可见散在色素沉着,听诊双肺呼吸音粗,口干。 拆分结果: 左手近端指间、掌指关节 - 压痛 - Ⅰ级 腰部 - 压痛 - 广泛 双侧 - 直腿抬高试验 - 阳性 无 - 指地距 - 10 cm 双侧 - 4 字试验 - 阳性 双膝关节 - 压痛 - + 无 - 浮髌试验 - - 双下肢 - 无水肿 - 无 双手掌指关节(MCP) - 压痛 - Ⅱ级 双肘、双肩、双腕等关节 - 肿胀 - 2 级 脊柱 - 生理弯曲 - 存在 双下肢外侧及内侧 - 散在色素沉着 - 无 双肺 - 呼吸音 - 粗 口 - 干 - 无 注意:每条专科检查拆分成“部位 - 性质 - 程度”的组合,部位可以重复,没有部位或程度则用“无”表示。 根据上述方法,对以下专科检查进行处理:
舌脉象	学习以下示例中舌脉象的规范方法: 舌脉象:舌质红,舌质淡黯,舌质紫黯,苔薄少,苔花剥,脉沉,脉滑,脉濡,脉涩,脉弱。 规范后: 舌红,舌淡|舌黯,舌瘀黯,苔薄少,苔花剥,沉脉,滑脉,濡脉,涩脉,弱脉。 根据上述方法,规范以下舌脉象。

术[18]和上下文学习[19]的能力,它能够通过用户对答案的打分机制来判断用户对答案的偏好程度,并以此来调整输出。ChatGPT 所展现的潜力不仅仅是作为一个聊天机器人,其强大的功能如数据处理分析、自然语言处理及自适应学习能力等使其成为推动科学研究的宝贵工具,目前其在医学、教育等领域的应用已有一些研究[20-23]。

鉴于 ChatGPT 拥有较好地自然语言处理和自适应学习能力,其在数据清洗和预处理方面的能力已被发掘[24]。但 ChatGPT 在信息抽取任务上的应用还需不断探索,如裴炳森等[25]应用 ChatGPT 对电信诈骗案件文本语言资料进行数据预处理和知识抽取。本文将尝试应用 ChatGPT 对风湿科中医电子病历中症状信息进行信息抽取与规范,为中医症状信息预处理提供一条新的途径。

1 数据与方法

1.1 数据来源

本文收集河南中医药大学第一附属医院 2020 年—2021 年风湿科住院电子病历数据,共有病例数据 4516 条,其中提取主诉及现病史症状有效数据 4471 条,专科检查有效数据 3655 条,舌脉象数据 4475 条。在提取的有效数据中各取 300 条数据用于实验。

1.2 相关知识

小样本学习(Few - shot learning)旨在从有限的标记实例中学习,并对新的、未见过的实例进行识别,即通过少量样本学习到解决问题的模型。小样本学习中 n - shot 是指样本学习中每个类的样本数量,即如 1 - shot 是指一个样本的样本学习。

1.3 应用 ChatGPT 对中医症状信息预处理方法

应用 ChatGPT 进行症状信息预处理,主要是对主诉及现病史、专科检查的信息抽取和舌脉象的规范处理,在处理数据之前,首先需要为 ChatGPT 制定基于小样本学习的学习策略,即让 ChatGPT 在一定数量的样本示例中归纳总结数据处理模式,然后使其根据所学习的模式来处理数据,并通过得到的处理结果来不断调整学习策略,直到得到满意的结果。最后,利用 ChatGPT 官方所提供的 API 实现数据的批量处理。

1.3.1 样本学习 主诉及现病史、专科检查和舌脉象的数据特点各不相同,需要为 ChatGPT 提供相应的样本,并分别制定基于小样本学习的 1 - shot、2 - shot 和 3 - shot 的学习策略,其中主诉与现病史的数据特点相同,试验中将仅以主诉为例。

基于小样本学习的 1 - shot 学习策略:

分别为主诉、专科检查和舌脉象提供一个样本，输入到 ChatGPT 进行学习，

基于小样本学习的 2 - shot 学习策略：

分别为主诉、专科检查和舌脉象提供两个样本，即在 1 - shot 的基础上增加一个样本，该样本的特点需与第一个样本的特点有所不同，输入到 ChatGPT 进行学习。

基于小样本学习的 3 - shot 学习策略：

分别为主诉、专科检查和舌脉象提供三个样本，即在 2 - shot 的样本基础上增加一个样本，且该样本需与前两个样本特点有所不同，输入到 ChatGPT 进行学习。

以上学习策略，如表 1 所示。

1.3.2 基于数据归纳的学习策略优化 在样本学习中，各类数据的 1 - shot、2 - shot 和 3 - shot 样本学习中均选取了特点不同的样本数据，但这些数据的特点无法涵盖所有数据，相应的 ChatGPT 将无法对所有数据做出正确的处理，因此需要更多的样本来涵盖所有数据的特点。为了简化样本，对主诉、专科检查和舌脉象的各 300 条数据进行归纳，将所有数据的特点集合成一个样本对 ChatGPT 进行学习，如表 2 所示。

2 结果分析

2.1 样本学习中 ChatGPT 测试数据处理结果分析

1 - shot 学习策略中使用了一个样本，ChatGPT 能够学习掌握一个数据抽取的规则，并依据这个规则对测试数据进行处理，但所得到的结果只有一部分符合要求。

2 - shot 学习策略中使用了两个不同特点的样本，ChatGPT

表 3 小样本学习测试结果

数据类别	ChatGPT 输入问题	学习策略	ChatGPT 返回结果	专家评价
主诉	间断性四肢多关节肿痛发作 22 年余，再发加重 3 日	1 - shot	四肢多关节肿痛	正确
		2 - shot	四肢多关节肿痛	正确
		3 - shot	四肢多关节肿痛	正确
	全身散在皮疹 2 周	1 - shot	全身，散在皮疹	错误
		2 - shot	全身，散在皮疹	错误
		3 - shot	全身散在皮疹	正确
	四肢散在银屑样皮疹 8 年，伴双膝关节肿痛 2 年，加重 2 月	1 - shot	四肢，散在银屑样皮疹，双膝关节肿痛	错误
		2 - shot	四肢散在银屑样皮疹，双膝关节肿痛	正确
		3 - shot	四肢散在银屑样皮疹，双膝关节肿痛	正确
专科检查	双膝关节肿痛，压痛Ⅱ级，肿胀Ⅱ级	1 - shot	双膝关节 - 肿胀 - Ⅱ级 双膝关节 - 压痛 - Ⅱ级	正确
		2 - shot	双膝关节 - 肿胀 - Ⅱ级 双膝关节 - 压痛 - Ⅱ级	正确
		3 - shot	双膝关节 - 肿胀 - Ⅱ级 双膝关节 - 压痛 - Ⅱ级	正确
	浮髌试验(+)，凉髌证(+)，伴双手关节晨僵 1 h	1 - shot	浮髌试验 - + - 无 凉髌征 - + - 无 双手关节 - 晨僵 - 1 h	错误
		2 - shot	浮髌试验 - + - 无 凉髌征 - + - 无 双手关节 - 晨僵 - 1 h	错误
		3 - shot	无 - 浮髌试验 - + 无 - 凉髌征 - + 双手关节 - 晨僵 - 1 h	正确
	骨盆分离试验阳性，指地距 15 cm，枕墙距 10 cm	1 - shot	骨盆分离试验 - 阳性 指地距 - 15 cm - 无 枕墙距 - 10 cm - 无	错误
		2 - shot	无 - 骨盆分离试验 - 阳性 无 - 指地距 - 15 cm 无 - 枕墙距 - 10 cm	正确
		3 - shot	无 - 骨盆分离试验 - 阳性 无 - 指地距 - 15 cm 无 - 枕墙距 - 10 cm	正确
舌脉象	舌质淡黯红，苔白腻，脉细	1 - shot	舌淡暗红，苔白腻，细脉	正确
		2 - shot	舌淡暗红，苔白腻，细脉	正确
		3 - shot	舌淡暗红，苔白腻，细脉	正确
	舌质淡红，苔薄少，脉缓	1 - shot	舌淡红，苔薄少，脉缓	正确
		2 - shot	舌淡红，苔薄少，脉缓	正确
		3 - shot	舌淡红，苔薄少，脉缓	正确
	舌质淡红，苔白腻，脉弦	1 - shot	舌淡红，苔白腻，弦脉	错误
		2 - shot	舌淡|舌红，苔白腻，弦脉	正确
		3 - shot	舌淡|舌红，苔白腻，弦脉	正确

能够从新增的样本中学习完善数据处理的规则,因此所得的测试结果中与学习样本类似的测试数据所得结果也是正确的。

3 – shot 学习策略中使用了 3 个不同特点的样本数据,ChatGPT 掌握了这 3 个样本共通的规则以及各不相同的特点,因此测试数据中对应特点的数据处理结果均正确。

3 种学习策略的测试结果如表 3 所示。

2.2 基于学习策略优化的处理结果分析

根据优化后的学习策略,利用 ChatGPT 所提供的 API 对主诉、专科检查和舌脉象各 300 条数据进行批量处理,并通过专家评价其结果是否正确。

2.2.1 主诉症状词的提取结果分析 在主诉 300 条数据处理结果中,符合要求的结果为 297 条(表 4)。

表 4 ChatGPT 主述数据症状词提取结果

主诉	ChatGPT 提取结果	专家评价
四肢散在银屑样皮疹 8 年,伴双膝关节肿痛 2 年,加重 2 月	四肢散在银屑样皮疹,双膝关节肿痛	正确
多关节间断肿痛 13 年,再发加重半年	多关节间断肿痛、再发、加重	错误
……		
四肢多关节间断疼痛 7 年,晨僵,伴口干、眼干加重 1 周	四肢多关节间断疼痛,晨僵,口干,眼干	正确

2.2.2 专科检查数据分词结果分析 在专科检查 300 条数据处理结果中,符合要求的结果为 276 条(表 5)。

表 5 ChatGPT 专科检查数据分词结果

专科检查	ChatGPT 分词结果			专家评价
	部位	性质	程度	
掌指关节、指间关节压痛Ⅱ级,肿胀Ⅰ级	掌指关节	压痛	Ⅱ级	正确
	掌指关节	肿胀	Ⅰ级	正确
	指间关节	压痛	Ⅱ级	正确
	指间关节	肿胀	Ⅱ级	正确
……				
双手青紫,双手指关节无疼痛,双膝关节疼痛,活动受限,无畸形	双手	青紫	无	正确
	双手指关节	无疼痛	无	正确
	双膝关节	疼痛	活动受限,无畸形	错误

2.2.3 舌脉象数据规范结果分析 在舌脉象 300 条数据处理结果中,符合要求的结果为 294 条(表 6)。

表 6 ChatGPT 舌脉象数据规范结果

舌脉象	ChatGPT 规范结果	专家评价
舌质淡红,苔白腻,脉滑	舌淡红,苔白腻,滑脉	正确
舌淡胖,苔薄少,脉滑	舌淡胖,苔薄少,滑脉	错误
……		
舌质淡红,苔薄白,脉沉,脉弦,脉细	舌淡红,苔薄白,沉脉,弦脉,细脉	正确

2.2.4 处理结果正确率分析 ChatGPT 在主诉、专科检查和舌脉象的 300 条数据处理结果中,正确率均达 92% 以上,其中主诉和舌脉象的正确率达 98% 以上(表 7),由此可看出 ChatGPT 在主诉和舌脉象类数据处理上效果稍优于专科检查类数据。总体上看,ChatGPT 在 3 类数据的处理上均获得了不错的结果。

2.2.5 错误结果分析 在错误结果中(表 8),各类数据依然有规律和特点,分析总结得出:(1)主诉错误结果中,主要原由是 ChatGPT 对症状词的判断有误差;(2)专科检查错误结果中,主要原因是 ChatGPT 对部位、性质和程度的理解有偏差,不能正确识别对应的词;(3)而对于舌脉象中的错误结果,如“舌质淡黯”本应是“舌淡|舌黯”,初步判断 ChatGPT 对于规范模式不够敏感,对于有特殊符号的这类数据不能够正确地对应处理。

表 7 ChatGPT 数据处理结果正确率

数据类别	测试数据总数/(条)	正确结果数/(条)	正确率/(%)
主诉	300	296	98.7
专科检查	300	276	92
舌脉象	300	294	98

表 8 ChatGPT 处理错误的结果

数据类别	原始数据	ChatGPT 提取结果
主诉	全身散在皮疹 2 周	全身,散在皮疹
	四肢关节疼痛变形 25 年,加重半月余	四肢关节疼痛,变形
	……	……
专科检查	双膝关节活动度下降 1/3	双膝关节 – 活动度下降 – 1 月 3 号
	心音正常,各瓣膜听诊区未闻及病理性杂音,未闻及心包摩擦音	心音 – 正常 – 无 各瓣膜听诊区 – 未闻及病理性杂音 未闻及心包摩擦音 – 无 – 无
	……	……
舌脉象	舌质淡黯,苔薄白,脉滑,脉濡	舌淡黯,苔薄白,滑脉,濡脉
	舌质淡黯,苔花剥,脉沉,脉弦	舌淡黯,苔花剥,沉脉,弦脉
	……	……

在目前分析看来这些缺陷不是不可避免的或者说是能够缩小的,这需要在不断地测试中调整学习样本,优化学习策略。

3 不同大模型比较

3.1 ChatGPT 与 ChatGLM 结果比较

应用大模型 ChatGLM 分别处理同样的主诉、专科检查和舌脉象数据,采用与 ChatGPT 相同的学习策略,并把所得结果与 ChatGPT 对比,如表 9、表 10 和表 11 分别为主诉、专科检查和舌脉象的对比结果。

表 9 ChatGPT 与 ChatGLM 主诉处理结果对比

主诉	ChatGPT 提取结果	专家评价	ChatGLM 提取结果	专家评价
全身散在皮疹 2 周	全身,散在皮疹	错误	全身散在皮疹,2 周	错误
四肢关节疼痛变形 25 年,加重半月余	四肢关节疼痛,变形	错误	四肢关节疼痛变形	正确
腰部疼痛间作 3 年余,加重 3 个月	腰部疼痛	正确	腰部疼痛,加重	错误
腰痛半年余,头痛 1 周	腰痛,头痛	正确	腰痛,头痛	正确
……				

ChatGPT 与 ChatGLM 在主诉和专科检查的处理结果对比中,两者的处理结果略有差别,两者在症状词的识别上均有缺陷,但 ChatGPT 主要误差在于把部位词识别成症状词,而 ChatGLM 主要是把程度词识别成症状词。在舌脉象的处理结果中,二者却表现基本一致。

3.2 ChatGPT 与 ChatGLM 结果正确率比较

ChatGPT 与 ChatGLM 在实验中分别处理各类数据各 300 条,所得结果及正确率如表 12 所示,其对比结果如插页Ⅲ图 1 所示。

从 ChatGPT 与 ChatGLM 的结果正确率对比中明显看出:(1)对于主诉的症状词提取结果,ChatGPT 的正确率明显高于

ChatGLM;(2)而对于专科检查的分词结果,两者相差不大,ChatGPT 的正确率略高于 ChatGLM;(3)对于舌脉象的规范结果,两者正确率相同。从整体来看,ChatGPT 的处理结果优于 ChatGLM。

表 10 ChatGPT 与 ChatGLM 专科检查处理结果对比

专科检查	ChatGPT 提取结果	专家评价	ChatGLM 提取结果	专家评价
右手小拇指指间关节见骨性膨大,右手指间关节肿胀疼痛	右手小拇指指间关节 - 骨性膨大 - 无 右手指间关节 - 肿胀疼痛 - 无	正确	右手小拇指指间关节 - 骨性膨大 - 无 右手指间关节 - 肿胀 - 疼痛	错误
双手青紫,双手指关节无疼痛,双膝关节疼痛,活动受限,无畸形	双手 - 青紫 - 无 双手指关节 - 无疼痛 - 无 双膝关节 - 疼痛 - 活动受限,畸形	错误	双手 - 青紫 - 无 双手指关节 - 无疼痛 - 无 双膝关节 - 疼痛 - 无 双膝关节 - 活动受限 - 无 双膝关节 - 无畸形 - 无	正确
.....				

表 11 ChatGPT 与 ChatGLM 舌脉象处理结果对比

舌脉象	ChatGPT 提取结果	专家评价	ChatGLM 提取结果	专家评价
舌质淡红,苔白腻,脉滑	舌淡红,苔白腻,滑脉	正确	舌淡红,苔白腻,滑脉	正确
舌质红,苔黄腻,脉滑	舌红,苔黄腻,滑脉	正确	舌红,苔黄腻,滑脉	正确
舌淡胖,苔薄少,脉滑	舌淡胖,苔薄少,滑脉	错误	舌淡胖,苔薄少,滑脉	错误
.....				

表 12 ChatGPT 与 ChatGLM 结果正确率

模型类别	主述	专科检查	舌脉象
ChatGPT 正确结果数/(条)	296	276	294
ChatGPT 正确率/(%)	98.7	92.0	98.0
ChatGLM 正确结果数/(条)	257	273	294
ChatGLM 正确率/(%)	85.7	91	98

4 总结与展望

目前 ChatGPT 所拥有的强大功能使其在各个领域得到迅速地应用,本文展现了其数据处理功能在中医症状信息预处理方面的应用。实验表明,ChatGPT 在中医症状信息预处理中,对于主诉数据的症状词提取、专科检查数据的分词处理以及舌脉象数据的规范处理均能达到期望的结果,作为一个大语言模型,ChatGPT 学习了大量的中医知识,对比传统模型展现出更高的正确率和效率,且与同为大语言模型的 ChatGLM 相比,ChatGPT 也展现出更优的正确率。本文存在不足之处,一是没有系统地与传统方法进行比较,二是实验的数据量不够大,且训练策略还有优化空间,ChatGPT 处理结果的正确率还能提高,在未来通过探索调整训练策略及 ChatGPT 版本更新可做进一步研究。

参考文献

[1] 秦延斌. 论中医慢性胃炎数据采集与数据预处理技术[J]. 辽宁中医药大学学报,2013,15(10):148 - 149.
[2] 陈淑华,朱秋爽,马纲等. 中医临床数据预处理与中医临床信息规范化[J]. 中医药管理杂志,2018,26(17):170 - 172.
[3] 刘广,杨涛,刘建平. 基于数据挖掘模型组的中医胃炎诊治系统架构设计[J]. 辽宁中医药大学学报,2011,13(2):161 - 163.
[4] 刘凯,周雪忠,于剑,等. 基于条件随机场的中医临床病历命名实体抽取[J]. 计算机工程,2014,40(9):312 - 316.
[5] 孟洪宇,孟庆刚. 基于条件随机场的中医术语抽取方法及其应用探析[J]. 中华中医药学刊,2014,32(10):2334 - 2337.
[6] 原旎,卢克治,袁玉虎,等. 基于深度表示的中医病历症状表型命名实体抽取研究[J]. 世界科学技术 - 中医药现代化,2018,20(3):355 - 362.
[7] 高佳奕,刘震,杨涛,等. 基于条件随机场的中医临床医案症状命名实体抽取研究[J]. 世界科学技术:中医药现代化,2020,22(6):1947 - 1954.
[8] 袁玉虎,周雪忠,张润顺,等. 面向中医临床现病史文本的命名实体抽取方法研究[J]. 世界科学技术:中医药现代化,2017,19(1):8.
[9] 屈倩倩,阚红星. 基于 Bert - BiLSTM - CRF 的中医文本命名实体识别[J]. 电子设计工程,2021,29(19):40 - 43.
[10] 刘一斌,叶辉,易珺,等. 基于朴素贝叶斯和 word2vec 的中医电子病历文本信息抽取[J]. 世界科学技术 - 中医药现代化,2020,22(10):3563 - 3568.
[11] 杨巍,文小平,郭晶磊. 中医术语研究方法现状及问题与对策[J]. 上海中医药杂志,2021,55(11):97 - 101.
[12] 张玉洁,白如江,许海云,等. 融合多自然语言处理任务的中医辅助诊疗方案研究——以糖尿病为例[J]. 数据分析与知识发现,2022,6(1):122 - 133.
[13] 邢岩,徐洁洁,陈瑶,等. 国内已上市辅助用药数据人工智能挖掘分析方法研究[J]. 中国医药导刊,2021,23(2):156 - 160.
[14] 刘广,孙宏. 论中医学数据挖掘的数据预处理[J]. 辽宁中医药大学学报,2012,14(5):146 - 147.
[15] 周文欢. ChatGPT 在档案领域应用和意义[J]. 中国档案,2023,593(3):62 - 63.
[16] BROWN T,MANN B,RYDER N,et al. Language Models are Few-Shot Learners[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems,2020:1877 - 1901.
[17] 胡影. ChatGPT 对教育的影响:冲击、反思与展望[J]. 继续教育研究,2023(10):42 - 48.
[18] ZHAO W X,ZHOU K,LI J,et al. A survey of large language models[J]. arXiv preprint arXiv,2023(10):18223.
[19] YE S,HWANG H,YANG S,et al. In - context instruction learning[J]. arXiv preprint arXiv,2023,2302:14691.
[20] CASCELLA MARCO,MONTOMOLI JONATHAN,BELLINI VALENTINA,et al. Evaluating the feasibility of chatgpt in healthcare: an analysis of multiple clinical and research scenarios[J]. J Med Syst,2023,47(1):33.
[21] KHAN A,JAWAID M,KHAN A,et al. ChatGPT - Reshaping medical education and clinical management[J]. Pak J Med Sci,2023,39: 605 - 607.
[22] 程平,冯璟逸,唐诗奇. ChatGPT 在医院财务管理中的应用探析[J]. 商业会计,2023(9):37 - 40.
[23] 徐璐璐,洪赟,叶鹰. ChatGPT 及 GPT 类技术的医学信息学应用前景探讨[J]. 情报理论与实践,2023,46(6):38 - 42.
[24] HOSSEIN HASSANI,EMMANUEL SIRMAL SILVA. The role of chatgpt in data science: how ai - assisted conversational interfaces are revolutionizing the field[J]. Big Data and Cognitive Computing,2023,7(2):62.
[25] 裴炳森,李欣,吴越. 基于 ChatGPT 的电信诈骗案件类型影响力评估[J]. 计算机科学与探索,2023,17(10):2413 - 2425.

基于谱效关联技术的中药质量控制研究进展

(正文见 205 – 209 页)

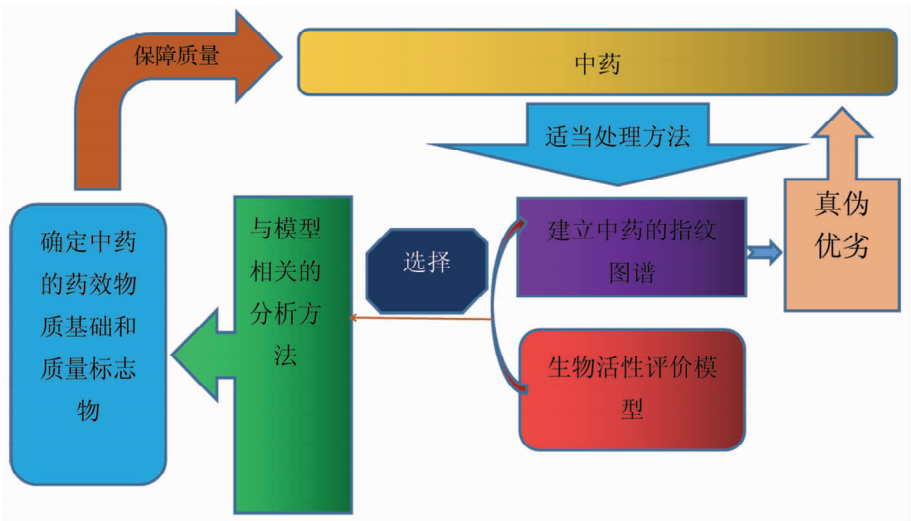


图 1 谱效关联流程及原理

ChatGPT 在风湿科中医电子病历症状信息预处理中的应用

(正文见 24 – 29 页)

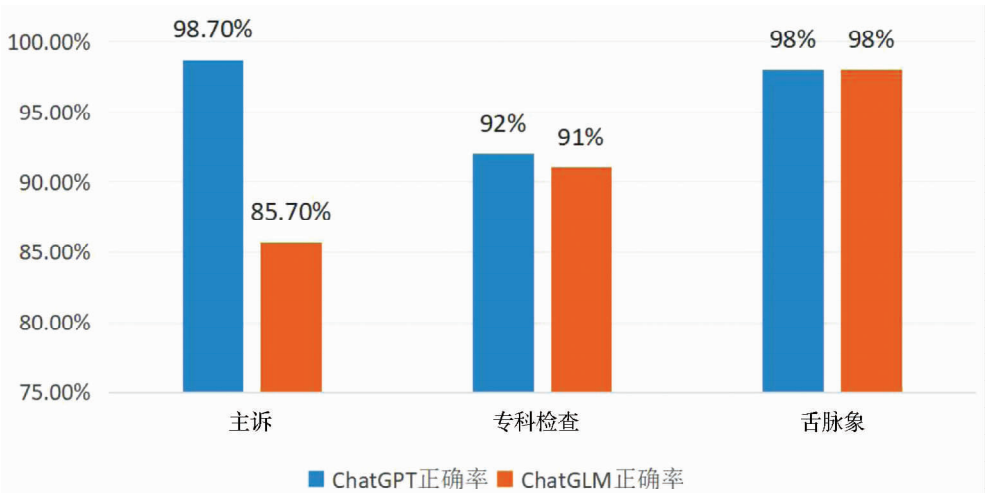


图 1 ChatGPT 与 ChatGLM 结果正确率比较