医疗专家系统综述

马培贤

June 2022

摘要

专家系统是人工智能领域中的一个分支,利用人类的专家知识来解决许多领域的复杂问题,而医疗专家系统则是其中一个重要的应用研究课题。专家系统技术能够有效决策的质量。其将人类专家提供的知识表示为计算机程序中的数据或生产规则。这些规则和数据可以用来解决复杂的问题。本文对医疗专家系统的发展历程,结构组成进行了概述,并探讨目前医疗专家系统的应用和遭遇的挑战,对其未来的发展做出了展望。

关键词: 专家系统; 发展; 结构; 应用; 挑战; 未来趋势

Abstract

Expert system is a branch of artificial intelligence, which uses human expert knowledge to solve complex problems in many fields, and medical expert system is an important applied research topic. Expert system technology can effectively make decisions about quality. It represents knowledge provided by human experts as data or production rules in computer programs. These rules and data can be used to solve complex problems. In this paper, the development process and structure of medical expert system are summarized, and the application and challenges of medical expert system are discussed, and the future development of medical expert system is forecasted.

Keywords: Expert System; Development; Architecture; Application; Challenge;

1 医疗专家系统的起源

专家系统按其发展过程大致可分为三个阶段,即初创期 (1971 年前)、成熟期 (1972—1977 年) 和发展期 (1978 年-至今)。

1.1 初创期

医疗专家系统被应用于辅助一线临床医生进行诊断,以及通过自主决策及时检查患者的病情变化,从而向医生发出请求和警报,因此,医疗专家系统也称为医疗诊断决策支持系统(Medical Diagnosis Support System,MDDS)。医疗专家系统的概念在 20 世纪 50 年代就已经被提出。1959 年,Ledley 和 Lusted 提出贝叶斯和决策分析理论都是医学诊断推理中的基本组成部分^[1],成功对一份肺癌病例进行诊断,开创了医学专家系统领域诊断的先河。专家系统于 20 世纪 60 年代中期被正式定义^[2],其提供了庞大的知识数据库,基于模仿人类专家的决策过程,处理收集到的数据并提供解决方案^[3,4]。随后,专家系统被应用于各个行业的发展之中^[5]。60 年代初研究者证明了贝叶斯决策系统在医学临床诊断中具有相当的实际意义。1968 年,Gorry 和 Barnett 开发了第一个实用的序列贝叶斯诊断系统^[6]。在随后的一年里,针对越来越多的患者和学生教学需求,de Dombal 等人开发了第一个应用于临床实践和教学的医疗专家诊断系统并得到广泛使用^[7,8]。通过上述约 10 余年的工作验,医疗专家系统完成了必要的理论基础准备和初期试验,其效果得到了初步验证,并逐渐进入发展成熟期。

1.2 成熟期

20 世纪 70 年代初,随着专家系统领域的进一步发展。医疗专家系统的运作方式逐渐从经验管理过渡到自主决策支持。1973 年斯坦福大学的 Edward H.Shortliffe、Stanton G.Axline 等人提出了 MYCIN,并应用于细菌感染的诊断和治疗过程 ^[9]。该系统内含 450 余份判别规则和 1000 份与细菌感染有关的医学知识,并通过获取与一线临床医生的交流和患者的一部分相关数据,从而推理出合适的诊断结果。MYCIN 在业界中首次引入推理机和知识库,不仅可以根据现有知识进行分析推理,为用户的询问做出回答;且拥有强大的拓展修改功能,方便引入不断更新的医学知识。MYCIN 的出现为医疗专家系统领域的研究者提供了优秀的研究范例,也促使医疗专家系统成为专家系统与医学领域中一个重要的交叉分支^[10]。20 世纪 70 年代中期,医疗专家系统逐渐成熟,其在临床实践中的表现在 MYCIN 等典例中得到了验证。随后,多样化的医疗专家系统开始出现,医疗专家系统也逐步进入持续发展阶段。

1.3 发展期

20 世纪 80-90 年代,随着知识库的不断扩充和系统的不断改进,更大型的医疗专家系统收到青睐。1982 年,匹兹堡大学的 Miller、Randolph A 等人提出了 Internist-I 内科辅助诊

断系统,引起了巨大反响^[11]。该系统拥有涵盖 572 类内科疾病、4500 余种相关症状的庞大知识库,且能适用于广泛的内科疾病领域,应用范围更广。同时,Internist-I 系统移植到微机后产生的 QMR(Quick Medical Reference) 系统的功能由专家知识辅助决策上升到系统知识自主决策层面。1991 年 Barnett 以及 GO 等人提出了 DXPLAIN 系统^[12],其知识库包含2200 类疾病以及 5000 余种相关症状。与此同时,部分研究者也致力于开发针对某种病征的医疗专家系统。

20 世纪末至 21 世纪初,由于应用领域的局限性,专家系统的发展受到一定的阻碍,处于缓慢前进发展的态势中。人工智能的研究逐步转向为模糊技术、神经网络以及数据库技术中。2010 年至今,深度学习技术的历史性突破使其受到了整个人工智能行业的聚焦,大量资源被投入到深度学习模型和算法的开发中。而深度学习算法本身优异的性能和自适应性使其也能胜任专家系统的大量工作。专家系统的发展再次受到打击。然而,专家系统通过与其他技术的结合,仍然具备一定的发展。例如,移动技术和通信技术的发展促进了可穿戴技术和医疗专家系统的结合,可穿戴技术降低了患者生理信息监控的成本,提高了便捷性;而通信技术保障了设备与临床医生的信息交流,方便医生及时作出相应;专家系统的嵌入能有效地为患者提高适当的干预,同时为医生提供决策辅助。同时,医疗专家系统与当前人工智能技术的结合也在进一步促进后者本身的发展。

2 医疗专家系统的结构

医疗专家系统主要由知识库、全局数据库、推理机、解释器、用户接口、知识获取 6 个部分组成,详细结构见图 1。

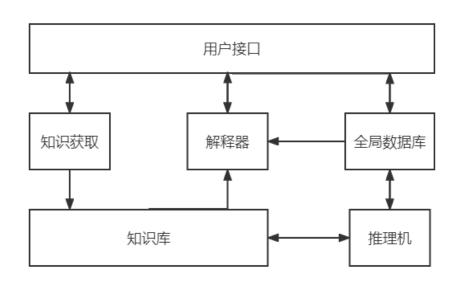


图 1: 医疗专家系统结构框图

2.1 知识库

知识库是专家系统的重要组成部分。其包含了医疗专家系统理解、制定和解决相应问题 所必需的知识。在建构专家系统时,知识库通过知识获取模块从对应专业的人类专家处获取 的领域特定知识^[13]。专家系统问题求解过程是通过知识库中的知识模拟专家的思维方式,这 些知识包含事实知识和启发式知识。事实知识是指被广泛共享的任务领域的知识,通常可以 在教科书或期刊中找到。启发式知识是是经验化的表现知识,很少能够作为完善的理论体系, 其主要来自于该领域的专家在工作上的实践总结,是对该领域的良好实践、良好判断和合理 推理的知识。因此,专家系统知识库中知识数据的数量、有效性和完备性对整个系统的性能 起决定性作用。在大多数研究中,专家系统中的知识库与专家系统程序是相互独立、互不干 扰的。用户可以通过改变、完善知识库中的知识内容来提高专家系统的性能。

2.2 全局数据库

全局数据库的概念源自于协同式专家系统。协同专家系统通过任务分解,将若干个子任务分别交由给独立的子专家系统进行处理^[14]。在处理的过程中,各个子系统所需要的知识的交集被提取并作为全局数据,剩余知识则作为专用数据。因此,在医疗专家系统中,全局数据库一般用于存储各个子系统之间的公用知识数据。此外,全局数据库还会存储输入的医疗病例数据,用于向各个子系统进行分发。

2.3 推理机

在专家系统中,推理机作为指导信息执行的核心组成部分,接收外部输入信息并输出针对信息现状的结论^[15]。这个过程的理解递分三个阶段完成: 匹配输入、选择知识、执行输出。推理机在选择建构知识库的规则时使用的启发式技术起决定性作用。本质上,推理机支持着专家系统的运行,维持系统的运行规则,提供对知识库数据的访问和查找,并决定何时得出适当的解决方案。推理机是一种人工智能的体现,它帮助医疗专家系统根据知识库中包含的信息或经验得出结论。

推理机的常用的推理方法有三种:正向推理、逆向推理和双向推理。上述方法在推理精确性上可划分为精确推理和不精确推理。推理机设计流程包括:选择与目标任务领域相合适的推理方法、设计推理算法整体架构、设计推理机系统其余组成部分之间的信息通讯机制^[16]。

2.4 解释器

解释器被用于向用户提供系统推理求解过程的解释,并输出用户提问的回答。本质上是将复杂的求解过程简化地输出以供用户理解[17]。常见问题的形式可被归结为"为什么"和"怎么做"。当用户不满意系统输出的推理步骤时,可以使用编辑器进行修改。解释机制涉及程序的透明性,它让用户理解程序正在做什么和为什么这样做,向用户提供了关于系统的一

个认识窗口大多数情况下,解释机制在人机交互的过程中占据重要地位。在回答问题的过程中,整个专家系统不仅需要反向跟踪相应推理路径,还需要将机器推理的结果转化为人类用户可接受的自然语言。

2.5 用户接口

用户接口是专家系统重要的人机交互渠道,其授权用户与专家系统进行互连。用户接口一般提供了菜单、图形界面等功能。使对话框对用户友好。用户界面的职责是将规则从其内部表示(用户可能不理解)转换为用户可理解的形式。

2.6 知识获取

传统的专家系统的知识获取过程十分繁琐。其中的主要工作是与相关专家一起进行修改和记录领域知识,这往往耗费高昂的时间成本。一个较为典型的专家系统知识获取过程中的要素包括: 1. 遵循专家知识引出-知识实现-比较测试的工作流程循环; 2. 使用测试用例检查专家知识; 3. 使用大量的测试用例修改并拓展现有知识; 4. 令专家学习并主导知识推理规则; 5. 随着系统开发进展,不断更新知识文档等^[18]。

近年来,研究者开始尝试将神经网络与专家系统结合起来以开发新式的智能医疗诊断系统。在这些系统中,多层神经网络被用于表达和提取相关的医疗诊断专家知识,神经网络的输入和输出分别对应医疗专家知识的前提和结论。其中,神经网络隐含层的大小与应用领域的问题的复杂程度相关。将原始数据输入到神经网络中并提取数据的特征,最终在输出层输出对数据的分类信息。当相应的深层神经网络结构经过计算机训练后,即可得到对知识的隐式表达,用于为专家系统提供决策支持,也能进一步继续学习更深层的各种特征。因此,基于深度神经网络的训练能够更便捷地得到专家知识的隐式表达,也完成了专家系统的知识获取流程^[19]

2.7 小结

医疗专家系统主要由推理机、知识库、解释器和用户接口等核心部件构成,针对医疗任 务的特殊性,还增加了存储全局通用数据的全局数据库。此外,系统的知识获取也是其中不 可或缺的过程之一。

3 医疗专家系统的应用

目前,研究者们已经提出了大量不同的医疗专家系统,并应用于不同症状的诊断和一线临床实践中^[20]

3.1 耳部疾病诊断

耳痛主要是儿童的一种常见疾病。耳朵疼痛可能是由耳朵的炎症或各种生物体和部位引起的,也可能是由其他部位引起的疼痛。Samy S. Abu Naser 和 Samy S. Abu Naser 提出了采用 Sl5 对象语言实现了基于支撑的基于规则的耳部问题诊断系统。SL5 是一种前向推理专家系统语言,可以从存储的知识库中进行推断,这使得该系统易于使用,支持事实和面向对象^[21]。该系统中,耳部疾病问题主要分为三类:内耳炎症问题、中耳炎症问题和外耳炎症问题,系统将根据不同的输入以诊断患者的病征类型^[22]。

3.2 可穿戴式老年人跌落检测设备与关节炎诊断

在临床实践中,由于医生和护士的数量十分有限,无法对每一个患者持续 24 小时监控病情。而部分已经同样也需要大量数据监测以防止病情复发。可穿戴式设备的出现为上述需求和问题提供了相对廉价高效的解决方案。医疗专家系统与非侵入式可穿戴设备的结合能够有效监测患者相关的生理指标数据^[23]。老年人跌落检测是其中重要的研究重点。跌倒是老年人创伤、残疾和死亡的主要原因之一。医疗工作者需要对老人进行有效的检测以采取及时合适的干预措施。

G Rescio, A Leone 等人开发了一种基于可穿戴式三轴 MEMS 加速度计的跌倒检测器,并使用医疗专家系统和机器学习方法提取鲁棒特征和加强泛化性^[24,25]。该检测系统在实验中的敏感度和特异度指标分别达到了 98% 和 95%。而老年人跌落往往与多数老年人存在的关节炎相关联。提出了一种基于模糊决策的医疗专家早期诊断系统^[26]。该系统包括检测和诊断两个阶段,只需要很少的物理参数便可了解患者感染的类型。当检测层确认患者有关节炎感染时才会激活诊断层进行诊断。而诊断层几乎没有需要外部医疗参数,便可诊断关节炎感染以及感染的阶段。该系统的准确率达到了约 94%。

3.3 心脏类疾病诊断

心脏疾病是医学界中一个极其重要的问题,而心力衰竭诊断也是心脏类疾病诊断中的主要课题,心力衰竭是因为心脏无法泵出足够量的血液来满足身体的需要。其中,冠状动脉狭窄或阻塞被认为是心衰的主要原因。因此,众多研究者致力于开发针对心脏类疾病诊断的专家系统。E Seto, KJ Leonard 等人提出了一个基于规则的移动式心衰远程诊断专家监测系统^[27]。该系统将被用于为临床医生自动生成检测报告,并为病人提供合适的医嘱。不同于现有临床决策支持工具提供诊断和管理,该系统拥有独立于临床医生的功能,并直接向病人和医生通信。

此外, Liaqat Ali, Awais Niamat 等人开发了一种基于堆叠式支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 的心力衰竭预测系统^[28]。该系统由两个 SVM 组成。第一个 SVM 是线性的并采用 L1 正则化,它具有通过将系数缩小到零来消除不相关特征的能力;第二个 SVM 模

型采用 L2 正则化并作为预测模型。研究者对不同的实验和其他机器学习模型进行测试,提供了一套相关测试组件。实验结果表明,该系统相较于传统 SVM 模型的性能提高了 3.3%; 相较于其他最先进的机器学习集成模型也表现出更好的性能^[29–31]。

3.4 婴幼儿健康保障

很多婴儿都有与食物相关的严重问题,比如吐痰、拒绝新类型的食物,或者在特定时间不吃东西。这些问题通常并不是婴儿身体不适的迹象。这些现象为父母对婴儿的健康判断产生了困扰。SS Abu-Naser 和 MW Alawar 提出了一个诊断婴儿和儿童的喂养的医疗专家系统^[32],为父母提供如何处理婴儿和儿童的喂养方面现象的建议。随着经济的不断发展,工业化带来的污染问题也在持续增长,这对于人类的呼吸系统——尤其是缺乏有效免疫保护的婴幼儿呼吸系统产生了巨大威胁。

J El-Reesh 和 B Bashhar 利用 SL5 语言实现了所提出的婴幼儿气短疾病诊断专家系统 [33],以帮助医生和父母有效地诊断婴儿和儿童患者的哮喘、细支气管炎、病毒性肺炎、咳嗽、气短等 12 种常见疾病。他们可以比传统现场诊断更快、更准确地得到诊断结果。该系统易于使用,拥有用户友好的界面,能够让非专业人士迅速学会使用以提高诊断效率。

此外, Naser, Samy S 等人基于 SL5 开发了一个诊断婴儿和儿童的恶心和呕吐问题(包括胃食管反流、胃肠炎、系统性感染、肠梗阻、肿瘤、出血疾病、扁桃体炎和咽部肝炎)的专家系统,以向医护人员和父母提供诊断报告和相关处理信息^[34]。

3.5 呼吸系统疾病诊断

肺是人体呼吸系统的重要组成部分。肺部疾病诊断是一个高难度的任务,不同肺病的症状可能存在高度相似性。这给肺科医生的工作带来了很多困难,错误的诊断可能会影响患者的生命健康。Singla, Jimmy 等基于 SWIProlog 开发了一种肺部疾病诊断专家系统^[35]。该系统的诊断拥有 32 种肺部疾病的知识库,并且综合了考虑到患者对于视觉和感觉症状的描述,能够有效消除上述困难。

Badnjevic, Almir 等人结合了人工神经网络,专家系统和模糊逻辑,开发了针对哮喘和慢性阻塞性肺疾病(COPD)的专家诊断系统^[36]。该系统分类哮喘和 COPD 患者的灵敏度为 96.45%,特异度为 98.71%。此外,该系统能够正确识别 98.71% 的肺功能正常数据,从而降低了约 50% 的额外检查需求成本。此外,等结合了机器学习算法与医疗专家系统,使用决策树算法进行识别,并输入到医疗专家系统进行诊断^[37],并取得了较好的结果。

3.6 泌尿系统疾病诊断

泌尿系统是负责产生、储存和消除尿液的器官系统。该系统包括尿道、膀胱、输尿管和肾脏。这些器官之间的任何异常都会增加泌尿系统感染疾病的几率。Naser, Samy S 等人设计

了一个诊断部分尿路疾病(肾盂肾炎、肾结石、膀胱感染、前列腺炎、尿道炎等)的专家系统 [38],显示有关排尿疾病的概述,概述疾病的原因并尽可能给出疾病的治疗方案。RF Rivera Jr, RA Pagaduan 等人关注于肾脏疾病的诊断,开发了相关的医疗专家系统以提供有关不同类型肾脏疾病的信息的工作 [39]。该系统使用决策树和模糊算法过滤不同的症状并提供准确的诊断测试结果,并提供帮助用户识别肾脏疾病的早期迹象和症状,提高他们对这些疾病的认识。该系统持续应用于临床实践进行评估,获得了良好的反馈与结果。

3.7 血管血液疾病诊断

Freasier, RE 等人提出了针对主要冠状动脉狭窄诊断的专家系统^[40]。该系统通过读取预处理后的患者左心室心肌灌注图,根据知识库确定血管主要狭窄的位置。在实验中,该系统成功识别了 90% 以上数据的冠状动脉狭窄区域。

Jiri Blahuta, Jakub Skacel 等人提出了针对动脉粥样硬化的专家诊断系统^[41]。除基于 500 余名患者的数据建构知识库外,该系统利用现代网页技术,可以在不需要额外的插件的情况下运行在所有现代浏览器,并具有完备的可执行应用程序前端和后端平台以及相关的 API 接口,便捷性和可开发性极高。此外,白血病是现代医学中极为重要的研究方向,世界上存在着数以百万计的白血病患者。

JC Obi, AA Imianvan 开发了一种用于诊断白血病的交互式神经模糊医疗专家系统^[42]。该系统能够根据当前患者给定的病情信息,判断患者的白血病严重程度。当满足一定症状条件时,该系统会告知病人及时就医,并发送诊断报告以供参考,从而对患者的治疗起到了积极的作用。

3.8 小结

在医疗专家系统被提出后的数十年中,研究者们开发了一系列应用于不同病征的医疗专家系统,其中部分工作成功进入临床实践并取得良好的效果。由此可见,医疗专家系统能够有效参与并辅助人类的医疗决策,提高医疗水平,降低医疗成本。

4 医疗专家系统面临的挑战

4.1 专家知识获取

知识库是医疗专家系统决策过程的核心组件之一,建构知识库需要获取大量来自于相关领域(疾病专业)专家的知识。然而,对于专家的界定依赖于大量的个人主观判断。目前尚未建构起一个完备的、量化的专家评估标准,以保证获取到正确的、全面的专家知识,且相应的建设成本也是相当高昂的。与此同时,在处理某些特定疾病时,可能会出现专家和理论之间的分歧,难以达成一致^[43]。

专家系统将人的思维转化为结构化决策过程。但人在复杂条件下的决策受限于有限的数据条件,并不能完全转变为严密的演绎推理过程^[44]。一线医生的临床实践中并不是完全照搬医学条例知识,还需要在大量病例诊断中积累的实践经验。这些经验的理论性和可解释性水平通常较低,难以转换为严格的专家系统建模逻辑语言。在辅助计算机研究者建构医疗专家系统的过程中,医学专家们经常感到难以以有序和合乎逻辑的方式陈述他们的知识,有时甚至难以理解他们自己在诊断实践中的决策过程^[45]。在数学层面上,医疗专家系统的知识库具有不可避免的局限性和不完备性,这些局限阻碍了医疗专家系统获取相应的知识表达^[19]。

此外,专家知识更新也是一个重要的问题。相关理论的发展可能导致过去的知识体系发生改变。在高度专业化的医疗领域中,当使用者认为医疗专家系统的知识库没有更新时,对系统的信任度就会降低。因此,选择建设相关知识库的专家是一项重要的工作。通过增加医学科学的快速发展保持系统更新,或通过引入新案例继续对系统进行拓展与训练^[46]。

4.2 可靠性与决策责任风险

可靠性是影响医疗专家系统实践的重要因素。虽然医疗专家系统的效果已经达到了相当高的水平,但是其并不是完美的模型,仍然存在一定的误差和错误率。在实际临床医疗诊断的过程中,医疗专家系统本身存在的决策风险会影响临床医生和患者对其的信任度。同时,不同的医学专家参与医疗专家系统的建设也会影响专家系统的可靠性。未参与过医疗专家系统建设的医生可能对系统性能的做出负面评价^[43]。当建构知识库的医疗专家在某个问题上给出错误的知识观点时,系统的决策准确度也会受到影响。

国内的医患纠纷向来是医疗管理中的难点,其深层原因在于医患之间的责任划分。医疗专家系统在不同地域应用的范围不同,其责任地位也不尽相同。当因为医疗专家系统的决策错误导致对病人的误诊时,相关责任界定的模糊会进一步恶化医患关系,使得医院背负更大的责任风险,从而制约医疗专家系统本身的应用。

4.3 数据标准化与数据安全

目前,各国的医疗体系与医学发展水平不同,各自使用的医学数据的标准也不相同。而专家系统需要将不同的医学病理数据转换为统一的数字格式输入,这使得研究者在在统合不同国家体系的医疗数据时遇到巨大的阻碍^[47]。而在当下,许多医院开始推行电子病历(EMR),EMR 的使用能够更便捷地处理患者病情信息,也能让研究者更方便的处理来自不同地区、不同标准的数据^[48]。医疗专家系统应当与 EMR 进行良好的对接与集成,以便能够更好地利用数据建构更完备的知识系统。

与此同时,数据的标准化共享也会带来数据安全管理的问题。这些数据涉及到大量患者的个人隐私,相关政策与医学道德伦理对数据的共享形成了巨大的阻力^[49]。如何在促进数据开放、促进数据共享的同时,有效地保护公民和企业的隐私,如何建立和加强隐私立法,都是亟待解决的难题。

4.4 临床应用范围有限

60 余年来, 研究者们开发了许多优秀的医疗专家系统, 并投入到不同疾病的临床实践诊断中。然而大多数现有的工作仅仅针对特定病征使用。然而, 这就引发了医疗专家系统使用过程中的困境: 并不是所有类型的疾病都需要医疗专家系统。此外, 单个医疗专家系统的知识库是有限的, 这意味着它不能在单个系统中集成大量其他知识信息。即使在应用领域, 采集自经验丰富的专家的许多低可解释性的非理论经验信息也限制了对知识库的建模。随着信息化的快速发展, 对病征的诊断会产生大量新的数据, 而医疗专家系统并不能及时吸收这些新的数据。这些限制降低了医疗专家系统的准确性和医生对其的信任度。在许多临床实践例子中, 一线医生更倾向于采纳具有实践经验的人类专家的意见[50]。医疗专家系统依据现有知识库做出的诊断结果是有限度的, 其不能迅速适应多变的, 发展的医学症状与知识体系。

4.5 集成化建设

绝大多数开发的医疗专家系统缺乏足够的临床实践检测,仅存在理论的数据。医学专家系统的临床落地需要集成化平台的支撑^[49]。目前,行业中存在着各种各样的人工智能和专家系统,但与其他方面的集成化程度较低。在对现有的工作进行整合的过程中,研究者需要考察多方面的问题:多种专家系统/人工智能产品整合的必要性;不同工作之间的整合方法和接口^[43];多学科大型知识库/数据库建设的必要性与建设方法;专家系统与上述的电子病历系统等数据来源的连接方法等,这需要庞大的研究成本和大量机构、工作组的配合。目前,尚未有研究者在这方面提出一个较为完备的理论或方法。这也阻碍了专家系统和其他人工智能系统从实验室工作转化为临床落地产品。因此,大部分相关研究未能集成投入到实际临床诊断过程中,这也使得我们无法有效地评估它们在实际环境工作过程中的表现。

4.6 合适的建模体系

合适的建模体系对医疗专家系统性能起决定性作用。近年来,许多研究者开始使用深度学习方法与医疗专家系统进行结合建模,以期提高后者性能。深度学习虽然具有强大的特征学习能力,但研究者也有必要对模型架构做出合适的设计和调整^[51-54]。此外,同一种方法在不同任务上面的表现不尽相同,特定算法可以在对应任务上取得显著效果。例如,在建构诊断结核病的神经网络专家系统中,通过变量、算法和结构的挑战将系统的准确性从 77% 提高到 94%;在面对同一个数据集时,使用具有反向传播算法(BP)更新参数的深度神经网络模型的准确率为 93.93%,但基于遗传算法(GA)优化的深度神经网络准确率为 94.88^[55]

4.7 先验知识依赖性

目前,所提出医疗专家系统均具备对应方向知识库,并需要一定程度完备的输入以得到合适的决策结果。然而,当今社会的数据量已经远超数十年前的水平。存在缺失值、异常值

和非结构化是当下数据的重要特点。使用人工对海量数据进行预处理、分类、标注的成本越来越高,这使得无论是专家系统还是神经网络的监督训练代价越来越高昂。在深度学习领域,已经有大量研究倾向于进行自监督或者无监督训练的工作例如自然语言处理界最近兴起的大规模自监督预训练语言模型。专家系统与深度架构的作用相似,而后者的工作不仅除去了对部分先验知识的依赖,从数据本身为出发点挖掘器特征,也能更好地利用当今互联网存在的海量数据。

4.8 小结

虽然专家系统已经取得了不俗的成就,但其还是存在众多局限性。在未来,面对更多的数据和任务挑战,如何对专家系统进行进一步的改进,将是研究者们需要面对的一个重要课题。

5 医疗专家系统的发展趋势

5.1 与机器学习/深度学习的结合

近年来,随着计算机硬件技术的不断突破,机器学习和深度学习领域也取得了巨大的突破。在计算机视觉 (CV) 和自然语言处理 (NLP) 两大领域中,以 ResNet^[56] 和 Transformer^[57] 为代表的一系列深度模型展现出强大的自学习性和自适应性,且能够基于 GPU、分布式计算机系统进行大规模并行化处理和存储。2018 年后,众多基于海量数据预训练的深度模型骨干(Backbone)被提出并应用于大量下游任务中,例如 BERT^[58], GPT-3^[59] 等。上述模型能够很好地从数字层面抽取出输入数据的特征信息,而专家系统则包含了来自医学专家的知识库。将专家系统与机器学习/深度学习模型相结合,既能够拓展了单一专家系统较为狭窄的应用范围,使其优化了处理更大规模数据、识别更复杂特征以及知识更新的能力;同时弥补了机器学习/深度学习模型缺乏对应应用领域理论支撑,可解释性差的缺点,从而令整个体系更有可靠性。

5.2 与大数据云计算技术的结合

自 2006 年被提出以来,大数据云计算被认为是可能推动下一代互联网革命的技术,迅速成为计算机科学领域最热门的话题之一。云计算系统一般具有以下显著的功能特征: 1. 按需自助服务,即消费者能够根据需要自主从云端获取相应资源; 2. 广泛访问,即通过标准化机制和协议以访问云服务器; 3. 资源池机制,云服务商将资源共享化并分配给用户使用; 4. 弹性化:云端资源可以快速分配和释放,允许消费者向外扩展并按照自己的要求定制等[60]。通过云计算平台,研究者可以更便捷地部署所开发的医疗专家系统,同时通过平台上存在的

海量数据更好地验证系统的性能,从而达到不断更新系统的目的。与此同时,云计算平台也能够提供强大的计算支持,使得系统能够具有更强大的处理能力和反应速度。

大数据云计算能够为医疗专家系统提供大量信息和硬件层面的支持,但也需要注意其中的网络信息安全问题。从用户终端、数据传输到服务器处理,从软件到硬件等多个层面都要时刻把握安全管理问题,保护系统安全和用户隐私,才能更好地保障相应云计算医疗专家系统的落地^[49]。

5.3 分布协同式医疗专家系统

分布协同式专家系统也是近年来医疗专家系统重要的研究方向之一。其又分为分布式医疗专家系统和协同式医疗专家系统。协同式系统包含以下特点: 1. 将总任务分解为若干个子任务并交由多个系统完成; 2. 知识库体系包括适用于各子系统的通用公共知识库和各自的私用知识库; 3. 通过交流平台处理不同子系统产生的结果。而分布式专家系统主要从硬件层面进行处理,其将原系统的功能分解到多个计算机处理器上并行工作,从而提高整个系统在应用任务上的处理效率^[61]。分布协同式专家系统结合了上述两种系统的特点,用于协同多个系统解决单个专家系统难以有效地求解的问题^[14]。

5.4 小结

随着大数据时代的发展,人工智能领域涌现出了诸如深度学习、云计算等一系列代表性工作,这些工作在一系列任务中也表现出强大的性能和适应性。将其与医疗专家系统相结合,不仅能够产生有效的互补,更能够将这些方法应用于更广大的实际场景中。

6 结束语

自 20 世纪 60 年代确立以来,专家系统便是人工智能领域的标志之一,而医疗专家系统 又是其中极为重要的研究课题。本文总结了医疗专家系统的发展历史,阐述了医疗专家系统 的组成结构,介绍了目前相关的应用和挑战,并对其未来的发展做出展望。随着人工智能相 关理论和信息化社会的发展,可供使用的数据量将越来越多,医疗专家系统也将得到更多的 结合与改进。专家系统将成为 21 世纪人类进行智能管理与决策的工具与助手。

参考文献

[1] Robert S Ledley and Lee B Lusted. Reasoning foundations of medical diagnosis: symbolic logic, probability, and value theory aid our understanding of how physicians reason. *Science*, 130(3366):9–21, 1959.

- [2] Shu-Hsien Liao. Expert system methodologies and applications—a decade review from 1995 to 2004. Expert systems with applications, 28(1):93–103, 2005.
- [3] Mirpouya Mirmozaffari. Presenting a medical expert system for diagnosis and treatment of nephrolithiasis. European Journal of Medical and Health Sciences, 1(1), 2019.
- [4] Belén Ruiz-Mezcua, A Garcia-Crespo, JL Lopez-Cuadrado, and Israel Gonzalez-Carrasco. An expert system development tool for non ai experts. *Expert systems with applications*, 38(1):597–609, 2011.
- [5] Randolph A Miller. Medical diagnostic decision support systems—past, present, and future: a threaded bibliography and brief commentary. *Journal of the American Medical Informatics Association*, 1(1):8–27, 1994.
- [6] G Anthony Gorry and G Octo Barnett. Experience with a model of sequential diagnosis. Computers and Biomedical Research, 1(5):490–507, 1968.
- [7] FT De Dombal, JR Hartley, and DH Sleeman. A computer-assisted system for learning clinical diagnosis. *The Lancet*, 293(7586):145–148, 1969.
- [8] FT De Dombal, Jane C Horrocks, JR Staniland, and PW Gill. Simulation of clinical diagnosis: a comparative study. *Br Med J*, 2(5761):575–577, 1971.
- [9] Edward H Shortliffe, Stanton G Axline, Bruce G Buchanan, Thomas C Merigan, and Stanley N Cohen. An artificial intelligence program to advise physicians regarding antimicrobial therapy. *Computers and Biomedical Research*, 6(6):544–560, 1973.
- [10] 李峰, 庄军, 刘侃, and 何皎. 医学专家决策支持系统的发展与现状综述. 医学信息 (西安上半月), 20(4):527-529, 2007.
- [11] Randolph A Miller, Harry E Pople Jr, and Jack D Myers. Internist-i, an experimental computer-based diagnostic consultant for general internal medicine. *New England Journal of Medicine*, 307(8):468–476, 1982.
- [12] GO Barnett, EP Hoffer, MS Packer, KT Famiglietti, RJ Kim, C Cimino, MJ Feldman, BH Forman, DE Oliver, and JA Kahn. Dxplain-demonstration and discussion of a diagnostic clinical decision support system. In *Proceedings of the Annual Symposium on Computer Application in Medical Care*, page 878. American Medical Informatics Association, 1991.

- [13] KP Tripathi. A review on knowledge-based expert system: concept and architecture. IJCA Special Issue on Artificial Intelligence Techniques-Novel Approaches & Practical Applications, 4:19–23, 2011.
- [14] 杨兴, 朱大奇, and 桑庆兵. 专家系统研究现状与展望. 计算机应用研究, 24(5):4-9, 2007.
- [15] BM Lake, TD Ullman, JB Tenenbaum, and SJ Gershman. Building machines that learn and think like people. arxiv. arXiv preprint arXiv:1604.00289, 2016.
- [16] 俞思伟. 医学专家系统的设计原理与实现方法. 医学信息: 医学与计算机应用, 15(6):346-349, 2002.
- [17] 邢会民, 周永宏, 陈毅红, and 郭四代. 专家系统原型概述. 西南民族大学学报: 自然科学版, 30(4):529-531, 2004.
- [18] David S Prerau. Knowledge acquisition in the development of a large expert system. *AI Magazine*, 8(2):43–43, 1987.
- [19] 孙佰清, 潘启树, 冯英浚, 张长胜, and 关振中. 医疗诊断系统专家知识的表达与获取方法. 哈尔滨工业大学学报, 33(1):134-136, 2001.
- [20] Jimmy Singla, Dinesh Grover, and Abhinav Bhandari. Medical expert systems for diagnosis of various diseases. *International Journal of Computer Applications*, 93(7), 2014.
- [21] Samy S Abu-Naser. Sl5 object: Simpler level 5 object expert system language. 2015.
- [22] Samy S Abu-Naser and Mohammed A Al-Nakhal. A ruled based system for ear problem diagnosis and treatment. 2016.
- [23] Paolo Bonato. Wearable sensors/systems and their impact on biomedical engineering. *IEEE Engineering in medicine and biology magazine*, 22(3):18–20, 2003.
- [24] Gabriele Rescio, Alessandro Leone, and Pietro Siciliano. Supervised expert system for wearable mems accelerometer-based fall detector. *Journal of Sensors*, 2013, 2013.
- [25] Shing-Hong Liu and Wen-Chang Cheng. Fall detection with the support vector machine during scripted and continuous unscripted activities. *Sensors*, 12(9):12301–12316, 2012.
- [26] Shahan Yamin Siddiqui, Syed Anwar Hussnain, Abdul Hannan Siddiqui, Rimsha Ghufran, Muhammad Saleem Khan, Muhammad Sohail Irshad, and Abdul Hannan Khan. Diagnosis of arthritis using adaptive hierarchical mamdani fuzzy type-1 expert system. EAI Endorsed Transactions on Scalable Information Systems, 7(26), 2020.

- [27] Emily Seto, Kevin J Leonard, Joseph A Cafazzo, Jan Barnsley, Caterina Masino, and Heather J Ross. Developing healthcare rule-based expert systems: case study of a heart failure telemonitoring system. *International journal of medical informatics*, 81(8):556– 565, 2012.
- [28] Liaqat Ali, Awais Niamat, Javed Ali Khan, Noorbakhsh Amiri Golilarz, Xiong Xingzhong, Adeeb Noor, Redhwan Nour, and Syed Ahmad Chan Bukhari. An optimized stacked support vector machines based expert system for the effective prediction of heart failure. IEEE Access, 7:54007-54014, 2019.
- [29] Wlodzislaw Duch. Datasets used for classification: comparison of results. http://158.75. 5.90/kmk/projects/datasets. html, 2000.
- [30] Newton Cheung. Machine learning techniques for medical analysis. School of Information Technology and Electrical Engineering, 2001.
- [31] Branko Šter and Andrej Dobnikar. Neural networks in medical diagnosis: Comparison with other methods. In *International conference on engineering applications of neural networks*, pages 427–30, 1996.
- [32] Samy S Abu-Naser and Mariam W Alawar. An expert system for feeding problems in infants and children. 2016.
- [33] Jihan El-Reesh and Bastami Bashhar. Diagnosing shortness of breath in infants and children expert system. *International Journal of Engineering and Information Systems* (*IJEAIS*), 1(4), 2017.
- [34] Samy S Abu Naser and Abed ELhaleem El-Najjar. An expert system for nausea and vomiting problems in infants and children. *International Journal of Medicine Research*, 1(2):114–117, 2016.
- [35] Jimmy Singla. The diagnosis of some lung diseases in a prolog expert system. *International Journal of Computer Applications*, 78(15), 2013.
- [36] Almir Badnjevic, Lejla Gurbeta, and Eddie Custovic. An expert diagnostic system to automatically identify asthma and chronic obstructive pulmonary disease in clinical settings. Scientific reports, 8(1):1–9, 2018.
- [37] BDCN Prasad, PESN Prasad, and Yeruva Sagar. A comparative study of machine learning algorithms as expert systems in medical diagnosis (asthma). In *International Conference on Computer Science and Information Technology*, pages 570–576. Springer, 2011.

- [38] Samy S Abu-Naser and Mohammed Z Shaath. Expert system urination problems diagnosis. 2016.
- [39] Ricardo F Rivera Jr, Roxanne A Pagaduan, Jasmin A Caliwag, Felizardo C Reyes Jr, and Reynaldo E Castillo. A mobile expert system using fuzzy logic for diagnosing kidney diseases. In *Proceedings of the 2019 2nd International Conference on Information Science and Systems*, pages 161–165, 2019.
- [40] RE Freasier, KJ Cios, and LS Goodenday. Determination of predominant coronary arterial stenosis by a knowledge based system. In Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pages 1398–1399. IEEE, 1988.
- [41] Jakub Skacel and Tomas Soukup. Online medical information system to create a decision-making expert system for risk assessment of atherosclerotic plaques from b-images and histological patterns. *International Multidisciplinary Scientific GeoConference: SGEM*, 19(2.1):501–508, 2019.
- [42] JC Obi and AA Imianvan. Interactive neuro-fuzzy expert system for diagnosis of leukemia. global journal of computer science and technology, 2011.
- [43] Abbas Sheikhtaheri, Farahnaz Sadoughi, and Zahra Hashemi Dehaghi. Developing and using expert systems and neural networks in medicine: a review on benefits and challenges. *Journal of medical systems*, 38(9):1–6, 2014.
- [44] 任明仑, 杨善林, and 朱卫东. 智能决策支持系统: 研究现状与挑战. 系统工程学报, 17(5):430-440, 2002.
- [45] Reeda Kunhimangalam, Sujith Ovallath, and Paul K Joseph. A clinical decision support system with an integrated emr for diagnosis of peripheral neuropathy. *Journal of medical systems*, 38(4):1–14, 2014.
- [46] Edward H Shortliffe, Edward H Shortliffe, James J Cimino, and James J Cimino. Biomedical informatics: computer applications in health care and biomedicine. Springer, 2014.
- [47] 张锦英, 徐忠杨, and 尚游. 临床医学中人性化医疗的非显性误区辨析. 医学与哲学: 临床决策论坛版, (3):1-4, 2014.
- [48] Chi Fai David Lam, Kwong Sak Leung, Pheng Ann Heng, Chi Eung Danforn Lim, and Felix Wu Shun Wong. Chinese acupuncture expert system (caes)—a useful tool to practice and learn medical acupuncture. *Journal of medical systems*, 36(3):1883–1890, 2012.

- [49] 赵志升, 张晓, and 宋晨晏. 医学决策支持系统的发展现状与趋势分析. 医学与哲学: 临床决策论坛版, (1):5-8, 2015.
- [50] Hannah H Gröndahl. Are agency and responsibility still solely ascribable to humans? the case of medical decision support systems. In *Ethical, Legal and Social Issues in Medical Informatics*, pages 84–112. IGI Global, 2008.
- [51] M Serdar Bascil and Feyzullah Temurtas. A study on hepatitis disease diagnosis using multilayer neural network with levenberg marquardt training algorithm. *Journal of medical systems*, 35(3):433–436, 2011.
- [52] M Serdar Bascil and Halit Oztekin. A study on hepatitis disease diagnosis using probabilistic neural network. *Journal of medical systems*, 36(3):1603–1606, 2012.
- [53] S Issac Niwas, P Palanisamy, Rajni Chibbar, and Wen-Jun Zhang. An expert support system for breast cancer diagnosis using color wavelet features. *Journal of medical systems*, 36(5):3091–3102, 2012.
- [54] Radhwane Benali, Fethi Bereksi Reguig, and Zinedine Hadj Slimane. Automatic classification of heartbeats using wavelet neural network. *Journal of medical systems*, 36(2):883–892, 2012.
- [55] Erhan Elveren and Nejat Yumuşak. Tuberculosis disease diagnosis using artificial neural network trained with genetic algorithm. *Journal of medical systems*, 35(3):329–332, 2011.
- [56] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pages 770–778, 2016.
- [57] Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N Gomez, Łukasz Kaiser, and Illia Polosukhin. Attention is all you need. Advances in neural information processing systems, 30, 2017.
- [58] Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, and Kristina Toutanova. Bert: Pretraining of deep bidirectional transformers for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
- [59] Tom Brown, Benjamin Mann, Nick Ryder, Melanie Subbiah, Jared D Kaplan, Prafulla Dhariwal, Arvind Neelakantan, Pranav Shyam, Girish Sastry, Amanda Askell, et al. Language models are few-shot learners. Advances in neural information processing systems, 33:1877–1901, 2020.

- [60] Jonathan Stuart Ward and Adam Barker. A cloud computing survey: Developments and future trends in infrastructure as a service computing. arXiv preprint arXiv:1306.1394, 2013.
- [61] 张煜东, 吴乐南, and 王水花. 专家系统发展综述. 计算机工程与应用, 46(19):43-47, 2010.