

人工智能的发展及其在元宇宙医学中的应用前景

高承实*

河南元宇宙数字科技有限公司, 郑州 450004



[摘要] 本文回顾了人工智能的发展历程, 论述了人工智能的核心应用技术, 阐述了大语言模型的发展历程, 梳理总结了大语言模型存在的局限和不足, 给出了对通用人工智能发展的研判。总结了人工智能在当前医疗领域的表现实力和典型应用场景, 分析其应用存在的不足, 在此基础上提出了医学人工智能的概念及其分类, 从医学服务人类的维度和医学自身发展的维度, 提出医学人工智能的发展目标, 并给出了两类不同的医学人工智能的构建方法和构建路径。

[关键词] 人工智能; 大模型; 元宇宙医学; 医学人工智能

[中图分类号] R-1/TP399 **[文献标志码]** A

The development of artificial intelligence and its application in metaverse in medicine

GAO Chengshi*

Henan Metaverse Digital Technology Co., Ltd., Zhengzhou 450004, Henan, China

[Abstract] This article reviews the development history and core technologies used in artificial intelligence (AI), reviews the development history of large language models, summarizes the limitations and deficiencies of large language models, and identifies prospects for the development of general AI. This paper summarizes the performance strength and typical application scenarios of AI in the current medical field, analyzes the shortcomings of its application, and proposes the concept and classification of medical AI. On this basis, from the perspectives of medicine serving human beings and medicine's own development, this commentary defines the development goals of medical AI, and gives two different construction methods and paths for medical AI.

[Key Words] artificial intelligence; large model; metaverse in medicine; medical artificial intelligence

元宇宙医学是所有数字技术及其组合在医学领域的应用^[1]。在构建元宇宙医学的所有技术之中, 人工智能无疑是元宇宙进化的工具和方法论^[2], 也是元宇宙医学平台作用发挥的最主要内在驱动力。因为未来无论是健康和疾病的诊疗, 还是医学科研的开展, 都需要在元宇宙的数字世界中, 依托人工智能才能更加高效地开展。人工智能和其他数字技术、医学技术的结合, 还可以在医学的更多领域更多环节发挥更加重要的作用。

1 人工智能的发展历程和核心技术

业内专家一致认为, 人工智能是集合了计算机科学、逻辑学、生物学、心理学和哲学等众多学科的一门综合性技术, 在语音识别、图像处理、自然语言处理、定理自动证明和智能机器人等多个领域取得了显著的应用效果^[3]。

1.1 人工智能的发展历程 人工智能从诞生至今已有 70 多年历史, 其发展可以划分为以下几个阶

段(图 1)^[4]。

在人工智能正式诞生之前, 1943 年心理学家 W.S. McCulloch 和数理逻辑学家 W. Pitts 提出了人工神经元模型, 由此开启了人工神经网络研究时代。1956 年, 达特茅斯会议提出了人工智能概念, 这标志着人工智能的诞生。20 世纪 60 年代, 联结主义和顺从主义等主要类型不再被使用, 智能技术发展陷入低迷。20 世纪 70 ~ 80 年代, 反向传播神经网络被广泛认识。在此基础上, 随着计算机硬件性能的迅速提升, 人工神经网络算法研究获得快速发展, 但互联网在上个世纪 90 年代的发展压制了人工智能的发展势头。21 世纪 10 年代, 随着移动互联网的发展, 更多人工智能应用场景被创造出来。2012 年, 深度学习的概念被提出, 人工智能开始取得突破性进展, 尤其在语音和视觉识别方面^[5]。

1.2 人工智能的核心应用技术 人工智能通过算法来分析数据、生成模型, 并采用有效方式对结果进行描述。大数据、算法是人工智能的技术基础, 此

[收稿日期] 2024-03-16

[接受日期] 2024-03-25

[作者简介] 高承实, 博士, 副教授。

* 通信作者 (Corresponding author). Tel: 13838001036, E-mail: 13838001036@163.com

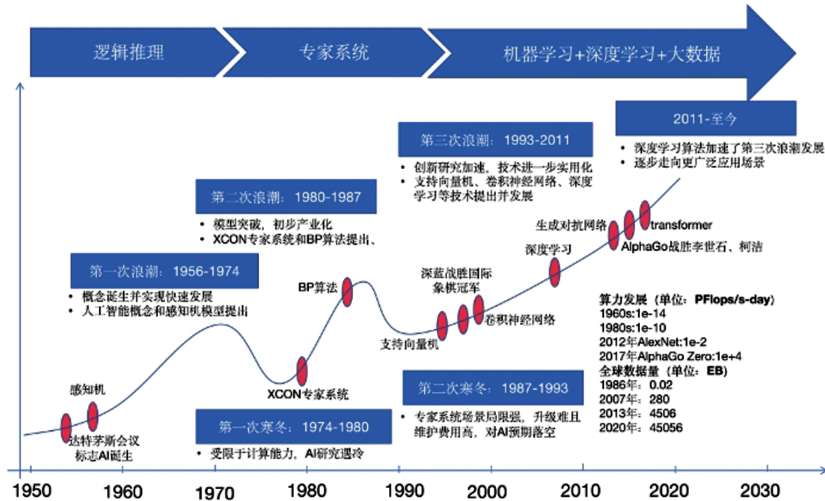


图1 人工智能发展历程^[4]

外,还有如下几种驱动人工智能发展的关键技术。

1.2.1 计算机视觉 人类91%的信息通过双眼获得,由此可见,视觉在人类信息获取方面的重要性。计算机视觉的研究目的,就是让计算机能够像人一样通过视觉来认识和理解世界。图2总结了计算机视觉技术在各个领域的应用。计算机视觉研究的主要内容包括图像识别、目标跟踪和语义分割,这些应用在VR、AR等领域有着重要的价值。计算机视觉领域最主要的应用有图像识别、目标跟踪和语义分割。这些应用在VR、AR等领域有着重要的价值。

1.2.2 机器学习 机器学习是通过对数据的学习,达到提升自身性能的目的。按照学习方式,可以把机器学习分为监督学习、无监督学习、半监督学习和强化学习(图3)^[5]。机器学习需要解决的问题主要有预测、聚类、分类和降维,通过这些问题的解决,提升机

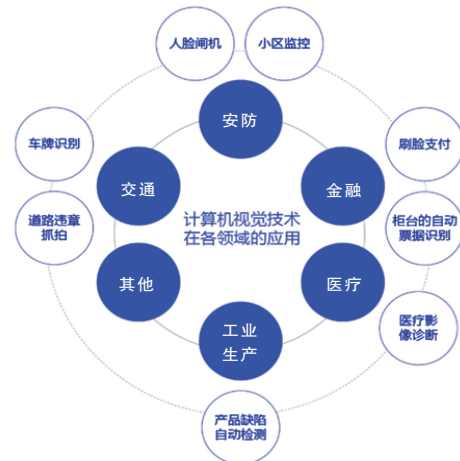


图2 计算机视觉技术在各领域的应用

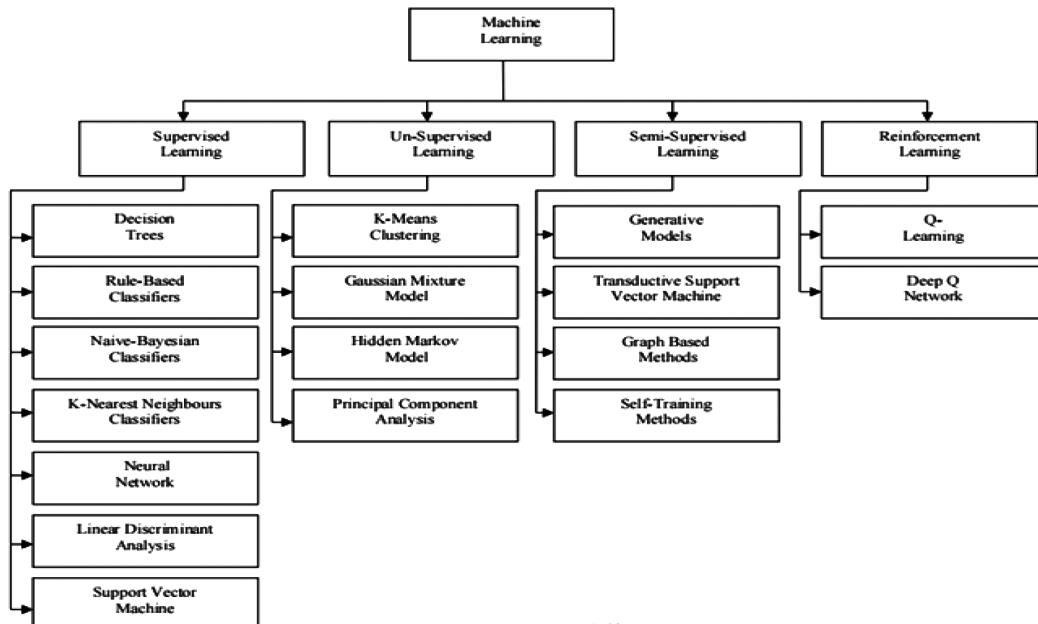


图3 机器学习的经典算法

器自身性能。

监督学习是通过已知类别的样本调整分类器参数,使其达到所要求性能的过程,也称为监督训练或有教师学习。监督学习的主要方法有分类和回归两类算法。监督学习需要大量的数据进行训练,像音频、视频、图片等非格式化数据,则需要对其进行数据标注。而大量质量不满足要求的数据,则需要进行数据清洗,使之满足要求。

无监督学习不预先指定数据分类和目标值,目的是从未标记的数据中发现隐藏的结构或推断具有输入数据的概率密度模型。无监督学习有聚类和密度估计等算法。当年大败世界顶级围棋高手李世石的AlphaGo Zero,就是通过无监督学习训练出来的。

半监督学习模式下,输入数据部分被标识分类,主要用来预测分析。算法模块先要学习数据的内在结构以合理组织数据,是对常用监督式学习算法的扩展。

强化学习模式则是将输入数据直接反馈到模型,模型作出动态修正调整,常见的应用场景包括动态系统、机器人控制等。

机器学习从模式识别和人工智能领域发展而来,研究主要集中在自然语言处理、计算机视觉、模式识别、认知计算和知识表示等领域。

1.2.3 自然语言处理 自然语言处理是要让计算机能够识别和理解人类文本语言,因此也被称为计算语言学。基于以往研究,自然语言处理被分为7个主要研究方向,分别为语法语义分析、信息抽取、文本挖掘、信息检索、机器翻译、问答系统和对话系统。

句法语义分析是指对文本进行词性、词义、句法、语义角色和多词义分析。信息抽取是从文本中抽取时间、地点和人物等关键信息,分析文本中句子的因果关系。文本挖掘是通过给文档增加自动索引,基于关键词或其他信息从文档中检索出需要信息的过程。机器翻译是将1种语言输入的文本通过机器转换为另1种语言对应文本的过程,根据媒介的不同,机器翻译又可以分为文本翻译、图形翻译、手语翻译等不同类别。问答系统需要针对1个用文字表达的问题给出对应的答案,这个过程先要对问题文本进行语义分析,然后在已有资料库中匹配对应答案,之后还要联系用户问题的上下文环境,才能给出对应的回复。

1.2.4 语音识别 语音识别是将人类的语音输入转换为机器可以理解和处理的语言的过程,或者将其转换为另外的自然语言。语音识别系统要先对输入的语音信号进行处理,抽取特征值,提取对应的

特征参数。之后再抽取的特征值和特征参数与已有数据库中的特征值和特征参数匹配,才能最后输出识别出的内容。噪声处理、鲁棒性和语音模型是语音识别的难点。因为语音在输入时总会被各种噪声所环绕,噪声处理是准确进行语音识别的重要一环。

2 大模型发展和通用人工智能的兴起

人工智能最近的几次高峰分别是1997年IBM的“深蓝”打败了世界国际象棋冠军卡斯帕罗夫,2016年3月DeepMind开发的AlphaGo击败了韩国围棋世界冠军李世石和中国选手柯洁,以及由ChatGPT 3.0的横空出世而引发的全世界大语言模型热。

在大语言模型(large language models, LLMs)领域,2018年谷歌推出的BERT,模型参数量就已经达到3亿;但紧接着,2019年2月,OpenAI就推出了GPT-2,其模型参数达到了15亿;2020年6月,OpenAI继续推出GPT-3,其模型参数从数十亿迅速增加到了惊人的1750亿,这也使得亿级参数成为LLMs的最低配置。而且模型参数在目前仍然保持着快速上升的趋势。此外需要说明的是,GPT-3在多个自然语言处理任务上表现良好,在生成任务方面表现尤为突出。

2.1 大模型发展历程 在参数规模上,预训练模型、大规模预训练模型和超大规模预训练模型是大模型发展的3个重要阶段。在这个发展过程中,参数规模平均每年较上一年增长10倍,实现了从亿级到百万亿级的突破。目前千亿级参数是市场的主流。

在技术架构上,大模型形成了2条主要的技术路线(GPT和BERT),其中GPT的Transformer架构是当前的主流算法架构,而BERT路线最有名的落地项目是谷歌的AlphaGo。

在模态支持上,大模型可分为自然语言处理大模型、计算机视觉大模型、科学计算大模型等不同领域的应用。大模型支持的模态更加多样,从支持文本、图片、图像、语音单一模态下的单一任务,逐渐发展为支持多种模态下的多种任务^[9]。

大模型成为当前发展最快的科技领域,仅仅2024年2月,大模型领域就曝出了很多新闻。OpenAI在中国春节期间正式发布了文本视频生成模型Sora,同时谷歌宣布推出Gemini 1.5,通过新的专家混合(MoE)架构使Gemini 1.5的训练和服务更加高效,可以支持100万上下文。在语音生成领域,受自然语言处理、计算机视觉的大模型知识涌现的启发,亚马逊正式推出了BASE TTS,将TTS模型的

参数规模提升到了前所未有的 10 亿级别,实现了多语言、多发言人的能力^[7]。

2.2 大模型的局限性 大模型是当今最为成功的人工智能应用,而且也是很多人认为通向通用人工智能的路径。但其仍存在相当大的局限性。

2.2.1 大模型幻觉 大模型虽然功能强大,但仍有可能出现不准确或虚假的反应,即“幻觉”。这些反馈可能与事实不符,在某些情况下甚至是完全虚假和编造的。对医疗保健、商业运营等关键行业,这个缺陷会产生严重影响。而且没有人能预测,大模型何时会产生幻觉。

2.2.2 有限的可控性 LLMs 功能强大,非专家也能使用,但缺乏可控性。可控性指的是 1 个系统在特定的输入下,能够被引导的能力。尽管 LLMs 在大量数据的基础上进行了训练,并能生成各种响应,但具体结果并不总是可以预测的。因为语言模型本质上是复杂的概率计算机器,它们在语言标记之间建立关系,并计算出每个标记在响应给定提示时的下一个出现概率。这些模型会反复选择其中 1 个最有可能出现的词组,直到输出完成为止。尽管业界探索出了一些管控输出的方法,比如监督微调、预训练数据编辑、输入过滤器、输出过滤器,但控制大模型输出质量仍然具有极大的挑战性。

2.2.3 缺乏可靠性 大模型是在大量文本数据的基础上训练而成的,能够以类似人类的方式理解和响应自然语言。然而,LLMs 所用的训练数据通常来自特定的时期,可能无法准确反映世界现状或最新发展。更新大模型的知识非常复杂,需要对模型进行重新训练,成本极高。为了深入学习,大模型既要学习推理能力,又要学习所训练知识的关联记忆。联想记忆停留在训练的时间段内,没有简单的覆盖机制来更新它。即使配对的搜索引擎可以更新最新信息,但也无法保证模型不会提供过时的信息。

2.2.4 缺乏可解释性和可说明性 大模型像 1 个黑盒子,缺乏可解释性,它们得出结果的过程并不为人类所理解,我们也很难预测背后的原因。这种透明度的缺乏会带来信任问题,导致诊断偏差或错误。

2.2.5 难以概括和理解语境 虽然语言学习者擅长生成连贯的文本,但他们在新任务的概括和语境理解方面仍有困难。大模型缺乏现实世界的知识,在常识推理方面面临较大的难度,因此在实际的可用性方面会受到较大的限制。

2.3 通用人工智能的兴起 近年来,“1 个大规模预训练模型适用于多个下游任务”的模式正在取代传统的“特定任务特定模型”的人工智能应用构建模式。

LLMs 基于海量算力和大规模计算系统,为用户的不同需求训练大模型,以满足不同的人工智能应用需求。在这种背景之下,不同的专家从各自的视角出发,给出了通用人工智能的实现可能,甚至有人还给出了具体的通用人工智能的实现时间节点^[8]。

对通用人工智能的可实现问题,我们持保留态度。北京航空航天大学刘伟教授^[9]从哲学层面深刻地指出了当前人工智能存在的问题。即从数据的角度看,小样本小数据解决大问题,才是智能的表现;从推理逻辑的角度看,把智能仅看成计算或逻辑是 1 种误区;从表征的角度看,人工智能把人类的理性表征与感性表征进行了剥离;从意识的角度看,智能不是语言就能够实现的,智能还需要加入思维;此外,价值不同于事实,它不是假设,也不是统计概率。因此,智能是 1 个人机环境的交互共同体,包括计算和算计两部分,人负责解决的问题是做正确的事,机器要解决的问题是正确地做事,而环境要解决的问题则是提供做事的平台。因此,智能是计算与算计(智算)的叠加和纠缠。

3 人工智能在元宇宙医学中的应用

利用大模型解决医学问题是医学人工智能研究计划的一部分,这一分支最早可以追溯到 1959 年 Ledley 和 Lusted^[10]的经典著作。此后的几十年里,专家们在辅助医生诊疗方面探索了不同的算法,包括决策理论、基于规则的专家系统、语义图、监督学习和深度神经网络模型,目前已经发展到利用自然语言处理系统解决医学问题,部署的模型可以在特定的医学语料库或基础模型上进行训练,然后通过专门的微调技术来适配医学数据。

3.1 当前人工智能在医学领域的典型应用场景 目前已公开发布的重要的 LLMs 参数数量差异极大,但在医学任务上的测试(以 PubMedQA 为例)普遍取得了不错的成绩。指令提示微调以及增加大模型参数量,能够显著提升 LLMs 的理解力、知识召回和推理能力,是 LLMs 在临床领域发挥其潜力的关键。

LLMs 已经基本攻破了人工智能的图灵测试,因此,通过 LLMs 实现问诊,有可能获得比医生亲自问诊更好的效果。在通用 LLMs 取得巨大成功的背景下,其在医学领域的应用也获得了越来越多的关注。将通用 LLMs 应用于医学,便出现了医学 LLMs,例如 PaLM、MedPaLM 和 MedPaLM-2。其在美国医学执业医师资格考试中取得了 86.5 分的高分,而人类专家也才获得 87.0 分^[11]。在 LLaMA 的基础上,ChatDoctor、MedAlpaca 等医学 LLMs 被陆续推出,在临床医学中

具有多处应用(以 ChatGPT 为例)^[12]。

文献^[13]总结了 ChatGPT 在临床医学中的典型应用场景。主要有问诊、临床病史采集及文本撰写;临床辅助决策;医患沟通、患者教育及心理支持;临床研究开展等。

3.2 当前人工智能在医学领域应用存在的不足 当前人工智能在医学领域的应用,基本都是以 LLMs 为主,其他人工智能方法的应用报道还比较少。但大语言模型的一些局限,导致基于 LLMs 的人工智能应用也面临着非常大的不足。

3.2.1 数据可及性差且质量低 LLMs 必须要通过海量数据和大样本的训练,才能够提高模型性能。纵观大模型取得巨大成就的领域,都是拥有大量数据集,并且可以应用复杂和精确算法的领域。但是人工智能在医学领域,却始终面临着数据可及性低、数据质量差的问题。

首先,临床数据涉及多个参与方,无法保证多个参与方在数据质量方面整齐划一,数据质量天然存在差异。其次,医生记录方式、使用的术语不同,数据录入方式也不同,导致数据质量不一。这些都会使得模型表现不佳,或者无法准确预测结果。再次,临床数据标准化程度较低,不同医疗机构的数据标准和数据结构存在差异,由此带来数据整合既复杂又困难,这也限制了大模型在不同数据集和不同机构之间的迁移和应用。此外,医疗数据涉及大量的患者病史和治疗方案等敏感信息,由此导致数据共享受到诸多限制。最后,大模型性能提升以及与时俱进无疑需要持续的数据更新迭代,但数据的持续更迭自然需要获得数据的持续使用权,这又进一步提高了数据可及性的难度。

3.2.2 模型应用表现差,缺乏可解释性 医学领域诊疗的精度和准确性,无论是对医生还是对患者,都是至关重要的。然而,LLMs 在医疗数据收集过程中肯定存在样本偏差、注释错误,以及模型自身可能存在的偏见,使得大模型在生成结果时会产生不准确或有偏倚的信息。由这种不准确或有偏倚的信息生成的医学建议或医学决策,如果直接用于医疗,将会具有相当大的风险。

AI 模型过拟合同样会导致其预测结果不尽人意。在医疗保健领域,医生和患者都需要理解模型的推理过程,并对生成结果的依据有所了解。但大模型的黑盒逻辑,使得无论是医生、患者,甚至是人工智能专家都难以对其生成结果的逻辑和依据做出相应的理解。这显著降低了模型生成结果的可信度,并影响其在实际应用中的可靠性和可接受性。

3.2.3 与医疗实际需求和应用场景脱节,落地困难 从目前实际应用情况来看,LLMs 在通用语言理解方面表现出色。但在面对具有高度复杂性和专业性的医疗问题时,LLMs 的理解仍然非常有限。这就使得将大模型应用于医疗决策和临床指导,变得非常困难。

在医疗实践中,决策和行动往往需要考虑患者的个体差异、病情复杂性、实际可行性等多个因素。因此,如何将大模型整合进医生和医院的工作流程,也是当前人工智能应用于元宇宙医学的一大难点,这方面成功案例还相当匮乏,更多的医学 AI 模型还处于实验阶段。

此外,大模型在医学领域的应用还带来了责任判定和追溯难题。如果大模型做出了错误的建议或决策,那么该由谁来承担相应的责任?是使用大模型的医生,还是研发大模型的机构或人工智能专家?这在相当长的一段时间内将仍然是大模型落地的一大障碍。

4 医学人工智能概念的提出和未来发展

当前的人工智能基本都是 IT 界人士针对他们所碰到和想到的问题,而提出的针对特定应用的解决方案,医学领域的特殊性、医学知识和医学逻辑并没有得到充分考虑,因此人工智能在医学领域的应用还处于比较浅的层次上。当前医学领域的人工智能应用,基本上都是基于当前医疗模式和医学范式而实现的人工智能赋能,更多的人工智能应用或者是基于大模型实现的通用医学人工智能,其场景覆盖了医学科研、药物研发、智慧诊疗、医疗设备运维、医院管理等多个环节,或者是人工智能在某一专病诊疗上的应用。但这并不是元宇宙医学所要实现的目标,也不是元宇宙医学运行的应有范式。元宇宙医学一定是针对人体健康和疾病的预防和诊治,建立在充分的医学知识数字化基础之上,以专业的或专用医学人工智能作为其发展和应用的驱动力量,而建立起来的具有新的医疗模式和大健康范式的新医学。

4.1 医学人工智能的概念和分类 针对医学和医疗的特殊要求和特殊需求,借鉴工业大数据^[14]和工业人工智能^[15]等概念,我们提出医学人工智能的概念。医学人工智能既不同于通用人工智能,也不同于工业人工智能。通用人工智能,包括信息互联网和消费互联网领域所采用的人工智能,也包括当前火热的大模型背后的人工智能,更多是 1 种发散的人工智能。这种人工智能负责对不同数字形态要素的匹配和推荐,但不同的数字要素是否要真正实现

连接,还是要由人来决定。而工业人工智能则是聚焦、精准且结构化的人工智能,要求高度的可控、可靠、可解释,不允许随意发散,其典型应用场景就是工业互联网,更具象的场景比如自动驾驶。

医学人工智能也是1个跨领域、跨学科的系统工程,医学场景中的人工智能应用一方面要求高度地聚焦、精准且结构化,尤其是基于人体各种生理数据做出的健康和疾病诊疗,甚至基于此诊疗方案而制订的手术实施方案。这种场景不允许出现大模型所谓的幻觉。但另一方面,医学人工智能也有其开放、发散的一面。因为我们对人体生理,尤其是作为系统和整体的人体生理机制所知还非常有限,同时随着人类老龄化时代的到来,各种健康和疾病因素都在演化,外界的病毒也在演化。面对医学和人体,我们还存在相当多的未知。但这种开放、发散的医学人工智能,其应用必定要被限定在一定的领域和环节之内,比如问诊、辅助医疗、医学科学研究,而不能将其直接应用于健康和疾病诊疗。

基于以上分析,医学人工智能应该包括两大类人工智能,狭义上的医学人工智能是聚焦的人工智能,是可解释、可预测、可信任的人工智能,这一类人工智能主要用于疾病早诊、治疗和预防,以实现无人干预全自动智能诊疗为目标。另一类是基于当前的发散的广义上的人工智能而构建的,这一类人工智能主要用于问诊、医学科研、疑难病症诊断,辅助医生做出医学判断,可以弥补医生个人时间精力有限、知识视野局限等问题,是从专病诊疗向全科诊疗进化和拓展的有力助手和工具。

4.2 医学人工智能的目标 当前的人工智能医学应用,主要是通过人工智能技术和方法,实现对医学的赋能,远未实现“名医治未病,元医惠众生”的目标^[9]。但在海量医学高质量数据的基础上,尤其是通过越来越多、越来越精准的传感器,能够获取到更加精准、维度更加丰富、与人体健康与疾病关联关系更加紧密的数据基础上,医学人工智能通过多种数据挖掘和分析方法,挖掘出可见和不可见的人体生理数据之间以及人体生理数据与外部环境之间的内在关系,就能够从技术上真正实现疾病的早发现早治疗,甚至在未发现疾病的时候,就可以基于不同数据和指标的变化做及早预防。只有这样,才有可能将医学重点从医疗转向大健康和预防,以避免尚未发生的不可见的健康和疾病问题。

从医学发展本身,医学人工智能在海量高质量数据基础上构建出的维度更加多元、内容更加丰富的医学和健康知识,在更多种数据挖掘算法的支持

下,也将使现在被分割成不同细分领域的医学重新成为1个关于“人”的整体性科学,使得医学既能深入到人体每个器官和组织,甚至细胞和分子水平的同时,也能从系统和整体层面重新深刻认知人体。在这种状态下,人才不会只有在身体感觉到不舒服的时候才去就医,而是通过其他相关联数据和指标的改变,基于丰富的医学知识库的知识关联和匹配以及各种相关算法的智能计算,预知或预测人体已经出现,或即将出现,甚至有潜在出现可能的各种征兆,真正给人类带来“大”健康。

4.3 医学人工智能的构建方法 医学人工智能系统的构建,一方面是要走工业大数据和工业人工智能的路子,基于高质量的人体健康和医疗数据,通过聚焦和收敛的医学人工智能逻辑推理,准确可靠可预测地实现无人干预的人工诊疗,甚至基于该诊疗结果,在必要时直接由医学人工智能以及由医学人工智能控制的手术机器人对病人实施手术。另一方面是基于目前的大模型,通过向大模型输入更多的医学和医疗数据,并将这些医学和医疗数据与其他数据进行广泛关联,从而发现人体健康和疾病背后更多的隐蔽关系,从而推动医学和大健康的发展,辅助并赋能人类健康诊疗。

前一种医学人工智能系统构建面临的最主要问题是数据的数量和质量问题。即使我们已经拥有了很多种医院信息化系统,也有了相应的国际标准,但相关数据的沉淀以及质量,还存在相当大的问题。而这些质量不高,甚至错误的的数据,会在极大程度上影响人工智能结果输出的正确性和准确性。另外一方面,还有很多医学知识,尤其是医生的个人经验,还远远没有实现数字化,因此这些知识和经验也就没有办法进入医学人工智能系统。再一个方面,广泛的医学和医疗数据的采集和利用,还涉及到非常麻烦的用户隐私保护问题,无论是技术层面,还是相关的法律法规制度层面,我们都还没有准备好。医学知识和医生个人经验在数字化以后的知识产权保护,也是1个尚未得到解决的法律和制度问题。

另外还有基于医学知识生成逻辑构建的专用医学人工智能算法。这一类人工智能算法除了可靠可控可解释的数字要素之间的逻辑关联和数学计算,还必须有医学知识的加持,也必须要有医学知识生成逻辑贯穿始终。否则,这一类人工智能也就还是通用人工智能在医学领域的应用。

后一种医学人工智能系统构建存在的问题,1个是医学和医疗数据问题,1个是医学人工智能的算法问题。在医学和医疗数据问题方面,也存在质

量和数量两个层面。高质量的医学和医疗数据极其稀缺,为此需要有专业人员花费大量时间精力完成相应医学档案和医学资料的数据清洗和数据标注工作。在医学人工智能算法方面,需要人工智能专家和医学工作者紧密结合,将医学知识和医学逻辑嵌入人工智能系统,而不能让人工智能系统仅仅依托于传统意义上的数学计算、逻辑推理、概率关联。医学知识的嵌入,一方面增加了广义医学人工智能的思考维度,另一方面也增加了广义医学人工智能结果输出的准确性和可用性。

两种医学人工智能的目标不同,构建的基础数据不同,内含的智能构建方式不同。后一种医学人工智能在确认了数据质量、构建方法和构建质量之后,可以在一定程度上转化为前一类医学人工智能。于是,确定型聚焦式的医学人工智能所能应用的范围就会越来越广,能诊疗的疾病也会越来越多,医疗精准度和效率也会越来越高。而随着人类数字化进程的推进,尤其针对人体生理数据获取的各类传感器越来越丰富,后一类人工智能的数据也会越来越丰富,其准确性也会越来越高,再加之元宇宙基础设施建设的推进,后一类医学人工智能也会在医学领域有越来越广泛的应用。

5 展 望

人体本身就是1个系统,我们对人体的认识也需要1个由表及里、由浅入深、由局部到系统的过程。随着医学相关技术的进一步发展,人类对自身的认识已经不知道深化了多少个层级,但随着这一过程的深入,人对人体作为系统性的掌握能力却好像越来越低。每个人的时间、精力又都是受生命长度所局限的,因此如何在精通1种或几种专病的同时,深入透彻融会贯通地理解人体构造,对个体医生来讲几乎就是不可能的事情了。但数字技术和元宇宙的发展,尤其是人工智能的发展,使得借助相关技术工具,在实现对人体每个局部更深入透彻了解的基础上,实现对人体作为整体和系统更全面的了解,也就成为元宇宙医学的1个努力目标。而在人工智能相关技术的加持下,医学科研的研究目标、研究方式方法,也将会发生颠覆性的改变。

伦理声明 无。

利益冲突 所有作者声明不存在利益冲突。

作者贡献 高承实:选题、撰稿、论文修改。

参考文献

- [1] 高承实. 元宇宙进化逻辑:用确定性的逻辑诠释不确定的未来[M]. 上海:上海科学技术出版社, 2023.
- [2] 高承实. 人工智能是元宇宙进化的方法论[J]. 张江科技评论, 2023, (3): 11-13.
- [3] 崔雍浩, 商 聪, 陈德奇, 等. 人工智能综述: AI 的发展[J]. 无线电通信技术, 2019, 45(3): 225-231.
- [4] 中信建投证券. AI 下半场, 应用落地, 赋能百业[EB/OL]. (2023 -12 -04) [2024 -03 -01]. https://pdf.dfcfw.com/pdf/H301_AP202312051613357209_1.pdf.
- [5] 屠恩美, 杨 杰. 半监督学习理论及其研究进展概述[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(10): 1280-1291.
- [6] 罗锦钊, 孙玉龙, 钱增志, 等. 人工智能大模型综述及展望[J]. 无线电工程, 2023, 53(11): 2461-2472.
- [7] 2024 开年, 看一看: 大型语言模型(LLM)在过去一年多的发展! (按月总结)[EB/OL]. (2024-02-22)[2024-03-01]. <https://cloud.tencent.com/developer/article/2390153>.
- [8] ETtoday 新闻云. 黄仁勋: 通用人工智慧最快 5 年内问世! 可通过人类测验[EB/OL]. (2024-03-02)[2024-03-01]. <https://www.ettoday.net/news/20240302/2692447.htm>.
- [9] 刘 伟. 人工智能未来发展趋势: 人机环境系统智能[EB/OL]. (2024 -03 -03) [2024 -03 -01]. <https://pan.baidu.com/s/1q2o1BBrMGLIdfKytW5Ud4Q?pwd=0303>.
- [10] LEDLEY R S, LUSTED L B. Reasoning foundations of medical diagnosis; symbolic logic, probability, and value theory aid our understanding of how physicians reason[J]. Science, 1959, 130(3366): 9-21.
- [11] SINGHAL K, AZIZI S, TU T, et al. Large language models encode clinical knowledge[J]. Nature, 2023, 620: 172-180.
- [12] 澎湃新闻. ChatGPT 救命: 4 岁男孩 3 年求医 17 位专家无果, 大模型精准揪出病因[EB/OL]. (2023-09-18)[2024-03-01]. https://www.thepaper.cn/newsDetail_forward_24645139.
- [13] 文 森, 钱 力, 胡懋地, 等. 基于大语言模型的问答技术研究进展综述[J/OL]. 数据分析与知识发现, 1-17. (2024-04-15)[2024-03-01]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1478.G2.20231110.1612.002.html>.
- [14] [美]李 杰(Jay Lee). 工业人工智能[M]. 刘宗长, 等, 译. 上海: 上海交通大学出版社, 2019.
- [15] [美]李 杰(Jay Lee). 邱伯华, 译. 工业大数据: 工业 4.0 时代的工业转型与价值创造[M]. 北京: 机械工业出版社, 2015
- [16] 白春学. 未来已来——我们需要的元宇宙医学[M]. 上海: 上海科学技术出版社, 2022.

引用本文

高承实. 人工智能的发展及其在元宇宙医学中的应用前景[J]. 元宇宙医学, 2024, 1(1):28-34.

GAO C S. The development of artificial intelligence and its application in metaverse in medicine [J]. Metaverse Med, 2024, 1(1):28-34.