

· 管理纵横 ·

# ChatGPT 技术在生物医药领域的应用潜力与风险

王 茜<sup>1,2</sup> 李东巧<sup>1\*</sup> 刘细文<sup>1,2</sup>

1. 中国科学院 文献情报中心, 北京 100190  
2. 中国科学院大学 经济与管理学院, 北京 100190

**[摘要]** 本文系统梳理了 ChatGPT 的发展历程与现状, 分析 ChatGPT 技术与生物医药领域的耦合情况。从知识创新与模型创新两个维度, 划分生物医药领域 ChatGPT 技术应用的类型, 并分析其应用焦点、应用场景和特征; 从科学研究与消费终端应用的角度阐述各项 ChatGPT 技术类型在生物医药领域中的应用价值; 剖析各项 ChatGPT 技术类型在生物医药领域中存在的潜在风险。ChatGPT 技术将加快生物医药领域的研究与服务, 扩大而非取代研究人员的专业知识。未来应加强微调挖掘型 GPT 工具与部署型服务设施的建设, 推动 ChatGPT 技术在生物医药领域的有效应用。

**[关键词]** ChatGPT; 生物医药; 应用场景; 潜在风险; 人工智能

## 1 ChatGPT 技术概述

ChatGPT 是 OpenAI 在 2022 年 11 月推出的一款生成式 AI 聊天工具, 目前能够从现有图像、音频、文本等数据中学习知识要素, 生成经信息加工和处理后的新对话<sup>[1, 2]</sup>。ChatGPT 超强的通用人工智能和自然语言处理能力, 突破了当前人工智能技术领域发展瓶颈, 引起了广泛关注。以微软、谷歌为代表的科技巨头公司将其评价为可能引发第四次科技革命的颠覆性前沿技术, 具有极大的应用前景<sup>[3]</sup>。在面向可破译、可编程的生物医药领域的信息处理时, ChatGPT 技术提供的自动编程、文本生成、信息检索、信息组织等功能具有许多潜在应用空间, 例如发现或生成新的小分子和抗体、药物靶标发现、疾病预判等。相关研究证实, ChatGPT 技术应用的下一个前沿或将出现在与人类生命健康息息相关的生物医药领域中<sup>[4]</sup>。

### 1.1 ChatGPT 技术发展历程

ChatGPT 并不是凭空而来, 它的发展经历了循序渐进的过程。2018 年发布的 GPT-1 是生成式预



**李东巧** 中国科学院文献情报中心副研究员, 青年创新研究员, 中国科学院青年创新促进会会员。先后主持国家自然科学基金项目、科技部项目、NSTL 科技管理决策咨询项目、中国科学院项目等国家及部级以上项目多项, 发表论文 20 余篇, 参与出版著作 5 本, 发布研究报告 2 份, 多份咨询建议被省部级以上领导及部门批示或采纳。



**王茜** 中国科学院文献情报中心博士研究生。研究方向为情报学, 发表学术论文多篇。

训练 Transformer 模型的第一个产品, 也是一种基于互联网的、可用数据来训练的、文本生成的深度学习模型, 其网络参数和语料数据集分别为 1.17 亿和 5 GB, 能够完成大部分自然语言处理任务<sup>[5]</sup>。随后, 通过对 GPT-1 进行诸如扩大语料数据集 (40 GB)、增加网络参数 (15 亿) 等一系列改进, 2019 年

收稿日期: 2023-08-27; 修回日期: 2023-10-23

\* 通信作者, Email: lidq@mail.las.ac.cn

本文受到国家自然科学基金重点项目 (72234005)、国家社会科学基金重大项目 (22&ZD326)、中国科学院青年创新促进会资助项目 (E329040901) 的资助。

具有预测能力的 GPT-2 问世<sup>[6]</sup>。时隔一年后, GPT-3 问世<sup>[7]</sup>, 其语料数据集(570 GB)以及网络参数(1 750 亿)均达到 GPT 系列模型的最大规模。经过“预训练+精调”的方式进行迭代后, 形成了 GPT-3.5 版本。在 GPT-3.5 以及经人类反馈指导并强化学习的基础上, 具有通用性特征的 ChatGPT 诞生了<sup>[8, 9]</sup>。2023 年 GPT-4 问世后, ChatGPT 的性能又得到很大的提升, 例如, GPT-3 与 GPT-3.5 仅支持基于文字的对话, 而 GPT-4 支持多模态, 其不仅支持文字对话还可以对图片进行分析; 在遵循用户意图的能力方面, GPT-4 比 GPT-3.5 也有了显著的提高, 在总测试集中 70.2% 的结果呈现出 GPT-4 优于 GPT-3.5<sup>[10]</sup>。GPT-5 虽然目前尚未正式发布, 但预计将于 2024 年推出。与 GPT-4 相比, GPT-5 将进一步增强并呈现新的功能。第一, GPT-5 的语料数据集将进一步变大; 第二, 通过架构改进, GPT-5 将能够更准确地处理和生成语言; 第三, GPT-5 将生成比 GPT-4 更微妙和复杂的语言, 可以理解并做出更连贯、合乎逻辑的回应; 第四, GPT-5 支持多种语言表达, 这将使其成为语言翻译与其他需要多语言支持的应用程序的宝贵工具<sup>[11]</sup>。

## 1.2 ChatGPT 技术应用现状

ChatGPT 技术的火爆带动了生成式 AI 技术的发展, 微软、谷歌、百度等各大科技巨头公司与学术界纷纷加入 ChatGPT 技术的研发队伍。从应用角度看, ChatGPT 技术体系主要可以分为两类, 即通用领域子体系和专业领域子体系。其中, 通用领域 ChatGPT 技术子体系是指能够满足一般性需要的 ChatGPT 技术, 满足信息查询和知识查询与检索的需求, 例如微软发布新版搜索引擎 New Bing<sup>[12]</sup>、谷歌发布的 Bard<sup>[13]</sup>、百度发布的“文心一言”<sup>[14]</sup>等。专业领域 ChatGPT 技术子体系则指专门为某一领域专业提供的应用服务, 例如拜罗伊特大学提出的在蛋白质空间上训练、能帮助预测蛋白质结构的模型 ProtGPT2<sup>[15]</sup>。西安交通大学第一附属医院建设的能够帮助药物配体设计的 DrugGPT<sup>[16]</sup>。

## 1.3 ChatGPT 技术与其他 AI 技术的区别

AI 能够研究无法可视化或复杂过程和对象, 并通过从数据中构建模型, 将其与模拟和计算相结合, 系统地激发灵感<sup>[17]</sup>。随着信息技术快速发展和大数据累积, AI 等信息技术与生物医药领域融合程度逐渐加深, 多样化的 ChatGPT 技术将为生物医药研究和服务带来巨大变革。AI 技术已大量应用于生物医药领域中, 机器学习和深度学习算法应用于多

肽合成、虚拟筛选、毒性预测、药物监测与释放、药效团建模、定量构效关系、药物重定位、多药理和生理活性等药物发现过程。但与其他 AI 技术相比, ChatGPT 技术具有以下几个特点: 第一, 参数远超过基于神经网络、深度学习和其他 AI 技术的模型参数<sup>[10]</sup>; 第二, ChatGPT 技术相对更加通用, 基于更大体量的数据进行预训练, 能够通过捕捉海量知识和信息以适应更多场景, 而其他 AI 模型通常只使用部分或特定领域的数据进行预训练, 并对单独任务进行微调或使用固定策略<sup>[18]</sup>; 第三, ChatGPT 技术在输出结果方面比其他 AI 算法具有更好的灵活性、拟人性与创新性(图 1)。ChatGPT 技术的灵活性体现在多种方面, 例如其他 AI 算法只能由人类进行编程然后再实现, 而 ChatGPT 技术能够实现自动编程; 其他 AI 算法虽然拥有调用其他程序的能力, 但并不能像 ChatGPT 技术一样实现实时动态的调用, 即通过问答方式实现程序的实时调用。在拟人性方面, 其他 AI 算法输出结果往往较为单调, 多以固定的图片、表格或固定形式的短语呈现, 但 ChatGPT 技术可以输出具有感情色彩的一段话, 或根据提示输出此前从未有过的创造性的图片等<sup>[19-21]</sup>; 在创新性方面, 其他 AI 算法只能根据现有知识与给定思路进行输出, 但 ChatGPT 技术却可以输出现实中不存在的、具有一定创造性的结果<sup>[22]</sup>。

## 2 应用于生物医药领域中 ChatGPT 技术的特征

目前发布的大量 ChatGPT 技术, 有些具有能够应用于不同领域的通用性, 而有些则专为特定领域设计。本文聚焦于可以专门解决生物医药领域问题的 ChatGPT 技术, 与能够解决不同领域问题的 ChatGPT 技术相比, 专为生物医药领域定制的 ChatGPT 技术在构建过程中就吸纳了很多生物医药领域专有的数据、知识与内容, 例如在进行蛋白质结构预测任务时, 就需要训练 ChatGPT 技术对蛋白质编码语言的理解。本章结合 ChatGPT 技术的构

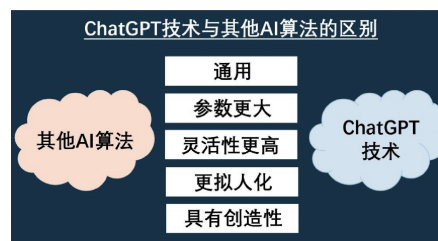


图 1 ChatGPT 技术与其他 AI 算法的区别

建过程,从自监督学习、指令微调、人类反馈的强化学习、插件学习、技术性能等方面对生物医药领域 ChatGPT 技术应该具有的特征进行分析。

在进行自监督学习时,生物医药领域的 ChatGPT 技术需要更加专业化的知识,例如由医学教材、生物学教材、病例、领域研究论文等提供的知识。在进行指令微调时,生物医药领域的 ChatGPT 技术不仅需要通用领域知识数据集、指令数据集,以获取拟人化的输出,同时,还需要利用生物医药领域的专业知识、指令、下游任务数据集进行训练,以获得专业领域知识。在人类反馈强化学习过程中,生物医药领域的 ChatGPT 技术除了需要通用领域的对话、任务数据集外,还需要生物医药领域的对话数据集,以帮助实现生物医药领域专业问题的回答。在插件学习方面,生物医药领域的 ChatGPT 技术往往需要调度多个领域小模型,用于细分专业应用任务,例如血管分割、病灶监控等,同时也需要利用通用领域的例如检索、科学计算等插件来执行数据检索、计算等基础任务。

生物医药领域对于已有 ChatGPT 技术的性能方面有不同要求。生物医药领域与人类的生命息息相关,因此对 ChatGPT 技术的准确性的要求比其他领域高,其容错性更低。并且由于医疗问诊、疾病观测、个人长期健康档案等任务均需要对患者之前的病情有所了解,因此需要更高的算力或更先进的压缩技术,以支撑生物医药领域对 ChatGPT 技术在长程记忆能力与连续对话能力的要求。此外,与通用领域 ChatGPT 技术不同,生物医药领域所需的提示词也需要与领域专业词汇相结合,才能更好地发挥 ChatGPT 技术在生物医药领域的作用。

ChatGPT 技术和生物医药领域之间的技术耦合,促进了生物医药领域 ChatGPT 技术的应用。ChatGPT 技术为生物医药领域提供了更高效、精确的实验与临床助手,帮助生物医药领域知识的发现、组织、保存与调用。生物医药领域的领域知识、技术等为 ChatGPT 技术发展提供建模基础,例如生物大分子动力学模拟技术所需的分子力场数据,能够为研究蛋白质分子相互作用的 ChatGPT 技术提供基础。

### 3 生物医药领域中 ChatGPT 技术分类

生物医药领域的 ChatGPT 技术应用极富挑战性,涉及到大数据处理、复杂模式识别、模型建构和循证研究等问题,需要处理复杂的结构与关系。当

前,生物医药领域涵盖研究内容十分广泛,研究层次从微观的分子层面开始(如 DNA、RNA 和蛋白质等),延伸到细胞与器官层面(如药理、病理研究等),囊括了药物制备与治疗等方面,最后聚焦个体健康和群体健康等问题。将 ChatGPT 技术引入到生物医药领域,使得研究人员可以利用全新方法从全新角度去观察、分析和理解相关问题,从而提高科学研究效率,优化消费终端的效果。

根据知识创新程度与模型创新程度两个维度,对生物医药领域 ChatGPT 技术子体系进行分类。目前,生物医药领域已发布了一些专用 ChatGPT 技术,在知识创新程度的维度,我们将 ChatGPT 技术分为两个子类:第一子类为挖掘型 ChatGPT 技术,其可通过已有知识挖掘新的知识,进而用于探索实际科学问题获取新知识,例如能帮助预测蛋白质结构的模型 ProtGPT2<sup>[15]</sup>;第二子类为知识库型技术,利用现有知识,以问答的形式充当知识库,例如可以利用现有医学知识对专业医疗问题进行解答的 ChatDoctor<sup>[23]</sup>。在模型创新程度的维度,我们也可以将生物医药领域 ChatGPT 技术分为两大子类:一是微调型 ChatGPT 技术,在已有模型基础上进行微调参数,可更有针对性的满足生物医药领域的研究任务<sup>[24]</sup>,如用医学论文微调 LLaMa 模型的 PMC-LLaMa<sup>[25]</sup>;第二子类为数据训练型 ChatGPT 技术,其通常以全新的数据进行训练或对模型进行较大改动,如旨在发现与特定蛋白质结合的新配体的 DrugGPT<sup>[16]</sup>。

将两个维度及其子类交叉组合,ChatGPT 技术可实现进一步细分,主要包括微调知识库型、数据训练知识库型、微调挖掘型与数据训练挖掘型(图 2 和表 1)。其中微调知识库型 ChatGPT 技术能够更准确地回答生物医药领域问题,如专门用于回答基因组学问题的 GeneGPT<sup>[26]</sup>;数据训练知识库型

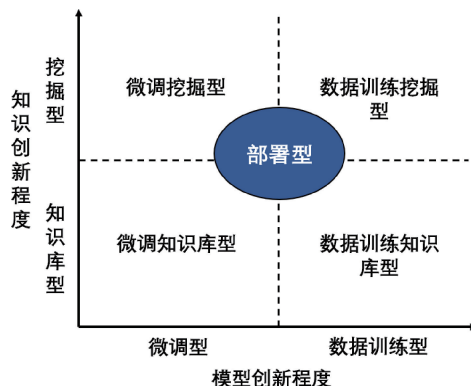


图 2 生物医药领域 ChatGPT 技术的分类

ChatGPT 技术除了能够精准回答生物医药领域相关问题外,还将做到输入、输出方式的创新,提高用户效率。例如将包含分子、文献、专利、知识库等多尺度跨模态的生物医药大数据作为数据集,融合分子结构、知识图谱和文本知识,能够完成自然语言、跨模态等多种任务的 BioMedGPT-1.6B<sup>[27]</sup>;微调挖掘型 ChatGPT 技术能够帮助解决领域内的细粒度问题,如金融领域研发出了能够根据已有知识预测未来趋势的 Cornucopia-LLaMA-Fin-Chinese<sup>[28]</sup>;数据训练挖掘型 ChatGPT 技术能够通过领域现有知

识挖掘新的知识,生物医药领域的知识通常为更细粒度的知识,例如通过已有蛋白质结构预测未知蛋白结构的 ESMFold<sup>[29]</sup>,但通常此类技术需要的样本量非常巨大。除上述类型外,还存在部署型 ChatGPT 技术,该类技术基于现有的 ChatGPT 技术能力和方法进行部署搭建,一般为综合型应用场景,主要满足生物医药领域计算所需算力、存储空间等专用环境,用来充当知识库型与挖掘型 ChatGPT 技术的技术底座,为上层技术的应用创造环境,如用于部署大型生物分子 Transformer AI 模型的 BioNeMo<sup>[30]</sup>。

目前生物医药领域已经存在一些数据训练挖掘型与数据训练知识库型技术、大量微调知识库型技术以及个别部署型技术,但还缺乏微调挖掘型技术。而生物医药领域知识挖掘的技术难度高,创新链条长,细粒度问题繁多,数据训练挖掘型 ChatGPT 技术的开发会耗费大量计算资源与时间。因此,生物医药领域的微调挖掘型 ChatGPT 技术可能是亟待开发的方向。

表 1 生物医药领域部分已发表的 ChatGPT 技术分类

名称	技术类别
ProtGPT2 <sup>[15]</sup>	数据训练挖掘型
ESMFold <sup>[29]</sup>	数据训练挖掘型
GeneGPT <sup>[26]</sup>	微调知识库型
xTrimoABfold <sup>[31]</sup>	数据训练挖掘型
ProGen <sup>[32]</sup>	数据训练挖掘型
PharmaMind <sup>[33]</sup>	数据训练挖掘型
DrugGPT <sup>[16]</sup>	数据训练挖掘型
BioMedGPT-1.6B <sup>[27]</sup>	数据训练知识库型
BioNeMo <sup>[30]</sup>	部署型
PMC-LLaMA <sup>[25]</sup>	微调知识库型
MedicalGPT <sup>[34]</sup>	微调知识库型
Huatuo (BenTsao) <sup>[35]</sup>	微调知识库型
Nuance DAX <sup>[36]</sup>	数据训练知识库型
XrayGPT <sup>[37]</sup>	微调知识库型
BioMedLM <sup>[38]</sup>	微调知识库型
ChatGLM-Med <sup>[39]</sup>	微调知识库型
ChatDoctor <sup>[23]</sup>	微调知识库型
MedicalGPT-zh <sup>[40]</sup>	微调知识库型
DoctorGLM <sup>[41]</sup>	微调知识库型
NHS-LLM <sup>[42]</sup>	微调知识库型
Med-PaLM/Med-PaLM2 <sup>[43, 44]</sup>	微调知识库型
QiZhenGPT <sup>[45]</sup>	微调知识库型
BianQue <sup>[46]</sup>	微调知识库型
ChatMed <sup>[47]</sup>	微调知识库型
HuatuoGPT <sup>[48]</sup>	微调知识库型
ChatDD <sup>[49]</sup>	数据训练挖掘型
灵医大模型 <sup>[50]</sup>	数据训练知识库型
WiNEX Copilot <sup>[51]</sup>	数据训练知识库型
GenosAI <sup>[52]</sup>	数据训练知识库型
医疗大模型 <sup>[53]</sup>	数据训练知识库型

## 4 ChatGPT 技术在生物医药领域的应用价值

ChatGPT 作为目前 AI 技术发展水平的代表,将对生物医药领域产生广阔而深远的影响(图 3),其在科学研究应用、消费终端应用两方面具有较大应用前景和价值。表 2 列举了目前已发布的医药领域 ChatGPT 的类型和应用场景,覆盖了医药领域从研究到药物开发到临床的大部分环节。

### 4.1 ChatGPT 技术在生物医药领域科学研究中的应用

生物医药领域的科学研究包括药物发现、新药开发、临床研究、上市后药物反应数据分析等。这些过程通常存在错综复杂的海量数据以及未被发现的大量相关关系,涉及的传统研究方法包括实验、理论与计算模拟等。但是传统的研究方法往往存在着研发缓慢、价格昂贵、低效等问题(图 4)<sup>[54]</sup>。人工智能领域的机器学习模型具有帮助搜索小分子数据库,协助医学类研发人员进行药物发现、疫苗设计和治疗决策,帮助研发人员理解疾病传播等的巨大潜力<sup>[55]</sup>,尤其是从属于 AI 机器学习领域且通用性更强的 ChatGPT 技术。目前,生物医药领域已经发布了一些 ChatGPT 应用模型,但这些研究大多为微调知识库型与数据训练挖掘型,并且大多聚焦于基础研究、药物发现以及药物开发方面,面向临床研究、



图3 ChatGPT技术在生物医药领域的应用

表2 生物医药领域部分已发表的ChatGPT技术应用分类

名称	应用方向	应用场景
ProtGPT2 <sup>[15]</sup>	科学研究	基础研究
ESMFold <sup>[29]</sup>	科学研究	基础研究
GeneGPT <sup>[26]</sup>	科学研究	基础研究
xTrimoABfold <sup>[31]</sup>	科学研究	基础研究
ProGen <sup>[32]</sup>	科学研究	基础研究
PharmaMind <sup>[33]</sup>	科学研究	药物发现
DrugGPT <sup>[16]</sup>	科学研究	药物发现
BioMedGPT-1.6B <sup>[27]</sup>	科学研究	基础研究、药物发现、药物开发
BioNeMo <sup>[30]</sup>	科学研究	基础研究、药物发现、药物开发
PMC-LLaMA <sup>[25]</sup>	科学研究、消费终端	基础研究、疾病诊断、医药产品推荐、临床应用、康复服务
MedicalGPT <sup>[34]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
Huatuo (BenTiao) <sup>[35]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
Nuance DAX <sup>[36]</sup>	消费终端	临床应用
XrayGPT <sup>[37]</sup>	消费终端	健康监测、疾病诊断
BioMedLM <sup>[38]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
ChatGLM-Med <sup>[39]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
ChatDoctor <sup>[23]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
MedicalGPT-zh <sup>[40]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐、康复服务
DoctorGLM <sup>[41]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
NHS-LLM <sup>[42]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
Med-PaLM/Med-PaLM2 <sup>[43, 44]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐、临床应用
QiZhenGPT <sup>[45]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
BianQue <sup>[46]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐、康复服务
ChatMed <sup>[47]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
HuatuoGPT <sup>[48]</sup>	消费终端	疾病诊断、医药产品推荐
ChatDD <sup>[49]</sup>	科学研究	药物发现、药物开发、临床研究
灵医大模型 <sup>[50]</sup>	消费终端	疾病诊断、健康监测、医药产品推荐、康复服务
WiNEX Copilot <sup>[51]</sup>	消费终端	疾病诊断、健康监测、医药产品推荐、康复服务
GenosAI <sup>[52]</sup>	科学研究	临床研究
医疗大模型 <sup>[53]</sup>	消费终端	疾病诊断、健康监测、医药产品推荐、康复服务

药物上市后检测等需要进行实际应用或长期实验的 ChatGPT 技术相对较少或处于待开发状态。

在生物医药基础研究方面,Meta AI 蛋白质团队发布了一个利用蛋白质序列预测蛋白质结构的数据训练挖掘型蛋白质语言模型 ESMfold<sup>[29]</sup>。该模型可以帮助识别未被表征的蛋白质结构、探索进化关系以及发现新蛋白。硅谷的 AI 技术企业 Salesforce Research 与斯坦福大学合作开发了一种可控的数据训练挖掘型蛋白质语言模型 ProGen,该模型设计生成的蛋白质接近自然结构<sup>[32]</sup>。Jin 等人<sup>[26]</sup>发布了一个能够回答基因组学问题的微调知识库型模型 GeneGPT,该模型通过使用美国国家生物技术信息中心(National Center for Biotechnology Information, U. S., NCBI) Web API 的少量请求作为演示,从医学文本中递归地提取结构化信息,获取文本中包含的知识,并以表格的形式输出包括细胞信号通路、药物机制等信息。Wang 等人<sup>[35]</sup>通过医学知识图谱与医学文献,结合 ChatGPT API 构建了中文医学指令数据集,并以此对 LLaMA、Alpaca-Chinese、Bloom 等模型进行指令微调,发布了能够回答医疗问题的开源微调知识库型模型 Huatuo。Zhao 等人<sup>[27]</sup>发布了数据训练知识库型模型 BioMedGPT-1.6B,首次将基因、分子、细胞等多源异构的数据引入到模型构建中,实现对生命科学全域的研究探索。

在药物发现方面,英飞智药打造了实用创新药物研发 AI 药物设计系统伙伴 PharmaMind(数据训练挖掘型)<sup>[33]</sup>。此外,NVIDIA 公司发布了一款能够帮助在超级计算机下训练与部署大型生物分子 Transformer AI 模型的部署型云服务 BioNeMo,可以帮助研究人员更好地使用生成式 AI,加速药物研

发进程,提高药物发现成功率<sup>[30]</sup>。

在药物开发方面,例如西安交通大学第一附属医院提出了一种基于 GPT 的、通过大量蛋白质-配体结合数据,旨在发现可以与特定蛋白质结合的新配体的数据训练挖掘型模型 DrugGPT<sup>[16]</sup>。该模型显著提高了配体设计的效率,为制药领域带来了新的可能性。

在临床应用研究方面,清华大学智能产业研究院孵化的水木分子团队开发了对话式药物研发助手 ChatDD(Drug Design)系列模型。其中 ChatDD 能够帮助研究人员扩展探索空间,通过工具调用、数据查询来提升研发效率,ChatDD-Discovery 研发助手可以处理生物医药多模态数据,ChatDD-Trial 临床试验助手可辅助临床试验研究人员找到最适合入组的患者人群<sup>[49]</sup>。百度发布的灵医大模型以医学数据结构化及医学知识图谱为基础,构建了多项医疗专项能力,可覆盖临床、患者服务等多环节<sup>[50]</sup>。

上述应用均是围绕着生成式 AI 的专业型 ChatGPT 技术的应用,这些应用均需要大量底层训练数据的支持,其中大部分 ChatGPT 技术的开发基础为基因序列与蛋白质序列,并且上述 ChatGPT 技术主要为微调知识库型、数据训练挖掘型,其他类型 ChatGPT 技术均处于较少或空白状态。通过应用场景数目(表 2)可以发现,科学研究应用中 ChatGPT 技术既包含专一(仅能够应用于 1 个场景)技术又包含通用(能够应用于 2 个以上场景)技术,但面向药物开发的专一应用模型较少。因此,加强数据训练知识库型 ChatGPT 技术、微调挖掘型 GPT 工具与部署型服务设施的建设,发展面向药物开发的专一型 ChatGPT 模型,将有助于推动 ChatGPT 技术在生物医药领域中的进一步应用。

除上述应用场景外,药物上市后检测等环节依然缺少 ChatGPT 技术的支持。在药物上市后监测方面,ChatGPT 技术通过分析相关数据可以帮助市场监管人员实现对药物产品的自动审批。对于上市已久的老药,通过信息检索与知识整合,ChatGPT 技术能够为老药新用提供方向性参考。此外,微调挖掘型与数据训练知识库型 ChatGPT 技术的开发将有助于更细粒度的知识挖掘、更多模态的知识组织。

ChatGPT 技术除了帮助科研人员找到新思路、解决已有挑战之外,其调取程序的能力,或许能够帮助构建生物医药领域科研机器人(如自动化实验机器人、自动化药物发现机器人、自动化药物开发机器

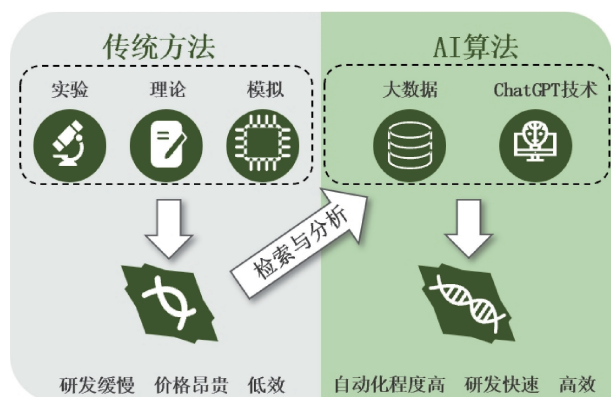


图 4 生物医药领域传统方法与 ChatGPT 技术方法应用对比

人、自动化药物上市后检测机器人等)。以往的科研机器人的程序均为科研人员手动开发或调用,但 ChatGPT 技术的程序编写与调取功能或许能够将手动开发与调用自动化,这将进一步加快生物医药领域科研成果产出速度、减少科研经费的支出,提高科研效率。可以预见,在各部分自动化机器人构建完毕后,ChatGPT 技术还可能帮助构建能够一体化的、问答对话形式的,自动进行基础研究、药物研发直至上市后检测这一流程的生物医药科研基础大机器人。

#### 4.2 ChatGPT 技术在生物医药领域消费终端方面的应用

自第一个具有里程碑意义的能够检测疾病的 AI 算法发布后,仅仅几年,AI 技术应用于生物医药领域消费终端行业的前景已经凸显<sup>[56-58]</sup>。随着 2022 年 ChatGPT 技术以及相关技术相继发布,AI 技术将更广泛地重塑生物医药领域的消费终端行业。目前已有一些相关技术发布,例如应用于疾病诊断的 BioMedLM<sup>[38]</sup>、应用于健康检测的 XrayGPT<sup>[37]</sup>、能够应用于康复服务的 BianQue<sup>[46]</sup> 等。因此,本节对已有的生物医药领域消费终端应用方面的 ChatGPT 技术进行综述,并对其在医药领域消费终端未来可能的应用进行展望。

在疾病诊断方面,ChatGPT 技术的拟人对话模式将比京东健康、百度健康等 APP 更加友好。ChatGPT 技术将更容易被人们接受,甚至达到改善医患沟通效率,降低医患冲突的目标<sup>[59]</sup>; ChatGPT 技术还将能够通过分析病例等其他方式应用于癌症等疾病诊断<sup>[60]</sup>,帮助疾病诊断决策更加便捷、快速,在诊断完成后 ChatGPT 技术还能够起到帮助患者保存病例的作用。例如斯坦福大学基础模型研究中心与 MosaicML 共同构建了一个可以解释生物医学语言的微调知识库型模型 BioMedLM,该模型能够用于查询各种健康问题相关的详细医疗技术,为遇到问题的医务人员缩减信息查询的时间<sup>[38]</sup>。

在健康检测方面,对于一些症状较为严重需要住院的患者,ChatGPT 技术还可能为患者提供包括心理健康状况检测、疾病检测、身体健康检测、辅助治疗等支持,以实现在多个维度帮助患者的目标<sup>[61]</sup>。例如, Thawkar 等人<sup>[37]</sup> 基于 MiniGPT-4 的思路、借助 ChatGPT 以及公开的数据集,构建了一个能够分析并回答关于胸部 X 光片开放式问题的医学多模态模型 XrayGPT(微调知识库型 ChatGPT 技术)。

在医药产品推荐方面,ChatGPT 技术能够对病人的症状与医药产品的适用情况进行比对,通过对患者症状与病例进行分析,并提供治疗方案。例如, Li 等人<sup>[23]</sup> 通过医患对话等数据对大语言模型 (Large Language Models, LLMs) 进行微调,成功开发了一个能够分析患者症状、病历,并提供准确的诊断和适当治疗方案的微调知识库型医学聊天模型 ChatDoctor。Xiong 等人<sup>[41]</sup> 通过引入中文医疗对话数据集对 LLMs 进行微调,发布了能够用于回答医学问题的微调知识库型模型 DoctorGLM。

在临床应用方面, Singhal 等人<sup>[43]</sup> 发布了基于 PaLM2 的专家级医疗问答微调知识库型大语言模型 Med-PaLM2<sup>[43]</sup>。应用 MedMCQA、PubMedQA 和 MMLU 临床话题数据集进行评估, Med-PaLM2 的性能最好,并且其在多项选择和长形式医疗问答中表现出色。

在康复服务方面, Chen 等人<sup>[46]</sup> 结合当前开源的中文医疗问答数据集 (MedDialog-CN、IMCS-V2、CHIP-MDCFNPC、MedDG、cMedQA2、Chinese-medical-dialogue-data), 以及自建的指令数据集,通过进一步的数据清洗,构建了一个大于 900 万条样本的中文医疗问答指令与多轮问答混合数据集 BianQueCorpus, 然后根据数据集中的指令与多轮问答进行联合微调,最终发布了医疗对话微调知识库型大模型 BianQue。

值得注意的是,生物医药领域消费终端应用领域,知识准确性显得十分重要,目前的生物医药领域 ChatGPT 模型主要为微调知识库型,其他类型的 ChatGPT 模型还处于较少或空白状态(图 2、表 2)。此外通过应用场景统计可以发现,生物医药领域消费终端应用中 ChatGPT 模型仅包含较少的专用型模型。因此,加强其他几种类型 ChatGPT 技术的研发,以及聚焦开发适用于单一场景的专用型 ChatGPT 模型,将有助于进一步提高 ChatGPT 技术在生物医药领域消费终端应用中某一领域的精确度。

ChatGPT 技术在生物医药领域的消费终端还存在巨大的应用前景,多种不同功能的 ChatGPT 技术待开发。通过与自动化机器人进行关联,在 ChatGPT 技术得到的答案经过专家判定后,即可通过调用其他程序实现对开药机器人的控制,最终实现药物购买流程的高效自动化。患者购买药物后, ChatGPT 技术还可以进行药物管理,帮助患者更好的了解药物使用方法、副作用等信息,并在适当的情

况下提醒患者进行药物服用,防止患者误用药物等<sup>[62]</sup>。此外,ChatGPT 技术或将改善和提升消费终端相关人员的工作与消费方式。在医学临床方面,ChatGPT 技术也能帮助生物医药领域科学地应用机器人(自动化手术机器人、康复机器人、脑机接口等),减轻医务人员负担,使那些更需要医务人员帮助的患者得到更充分的照顾。在康复服务方面,ChatGPT 技术将能够通过简单、拟人的对话模式为患者提供心理疏导,其通过专业数据的训练形成的模仿问诊方式还可为那些不方便直接与医生沟通的居家患者提供康复指南。未来可能会形成一体化生物医药领域的应用大机器人,更好地实现疾病诊断和健康检测。

## 5 各类 ChatGPT 技术应用于生物医药领域的潜在风险

生物医药领域与人类生命健康直接相关,因此对输出结果的准确性、逻辑性与严谨性具有更高的要求,同时其容错率更低。虽然 ChatGPT 技术应用于生物医药领域取得了良好效果,但由于其生成内容具有概率特征,导致因果关系不明显,因此,与生物医学研究的精准性和可循证的目标要求相比,还存在相当的距离。此外,如何收集恰当的训练数据集、正确的使用与解读数据也是 ChatGPT 技术在生物医药领域应用时必须面对的问题。总的来说,目前 ChatGPT 技术主要存在包括结果的倾向性、结论的模糊性、数据的泄露滥用与伦理问题。虽然上述问题在各领域的 ChatGPT 技术中均存在,但在不同领域带来的风险是不同的。这些问题在生物医药领域将会带来药物开发失败、病情误诊、医疗事故、医患信任破败、伦理纠纷、甚至威胁国家与世界的生物安全等比其他领域更严重的风险。本章将对 ChatGPT 技术的现有问题以及应用于生物领域所具有的风险进行分析。

第一,ChatGPT 技术是基于大量训练数据生成的模型,数据训练集可能存在倾向性、时效性、误导性等问题。因此,在涉及新型疾病相关药物的选择、治疗方案的实施等任务时,知识库型 ChatGPT 技术可能会由于训练集中数据的不完整或指标设置不严谨,而导致误差较大的结果产生,这将增加病情误判、医生误诊等严重医疗事故发生的风险,最终导致病人病情恶化、医院信誉受损等后果。而挖掘型 ChatGPT 技术则可能忽视一部分新知识,并生成具有倾向性的结果,这也将带来科研实验失败、药物

开发失败等风险,最终导致药效不明显或药物不良反应过重等严重后果。

第二,ChatGPT 技术并不能确保知识查询结果一次性输出,在与 ChatGPT 技术进行对话时,知识库型、挖掘型 ChatGPT 技术往往会遇到回复不够全面、需要多次进行对话才可能获得所需答案的问题。知识库型 ChatGPT 技术可能会带来误诊、耽误急救、过早结束康复治疗等医疗事故的风险。挖掘型 ChatGPT 技术则可能会带来影响科研效率、产生具有倾向性的科研结论等风险。

第三,ChatGPT 技术在理解某些上下文、语义或专业术语的含义方面还存在一定差距,因此,知识库型、挖掘型 ChatGPT 技术可能存在输出结果模棱两可、似是而非的风险。知识库型 ChatGPT 技术若提供了模糊的结果,则可能会带来由于患者用户没能获取准确而又肯定的输出答案而引起的医患信任破裂的风险。挖掘型 ChatGPT 技术提供的模糊结果则可能会造成科研结论不可靠的风险。

第四,知识库型、挖掘型与部署型 ChatGPT 技术均存在数据泄露与滥用问题<sup>[63]</sup>。生物医药领域的数据往往比较敏感,例如需要保密的人类基因组数据、具有商业价值的药物实验数据、患者的隐私数据等。知识库型与挖掘型 ChatGPT 技术的相关风险主要表现在科研、诊断等过程中结论数据的泄露以及公开数据的滥用方面,而部署型 ChatGPT 技术存储了全部过程与结论数据,面临的数据泄露问题更加严重。上述 ChatGPT 技术的问题在应用于生物医药领域时可能会带来患者权益受损、药物开发企业知识产权受到侵害、生物安全遭到威胁等严重风险。

第五,生物医药领域是一个特殊的领域,经常会涉及法律与伦理问题,包括实验伦理、学术道德、知识产权等。挖掘型 ChatGPT 技术可能会带来生物安全威胁风险,如被不法分子掌握则可能会根据人类基因组规律,设计出威胁人类生命健康,帮助病毒细菌逃开免疫机制的蛋白质分子。知识库型 ChatGPT 技术是否会助长生物医药类论文抄袭、代写这种现象尚未可知,这增大了生物医药领域论文造假的风险,为学术道德规范的监管带来了一大难题。部署型 ChatGPT 技术则可能带来数据泄露导致的知识产权纠纷的风险。在医疗责任方面,由于各类 ChatGPT 技术误判导致的医疗事故由谁负责也需要被重视。

虽然上述风险同样存在于其他 AI 技术中,但



ChatGPT技术的风险较其他AI技术更大。主要是由于其他AI技术完成的任务通常较为单一,每个AI技术仅能完成一个类型(如数据分析)的任务。但ChatGPT技术将使人们的科研与任务更加集中,它实现了通过一个AI技术完成多个任务的可能,这贯穿了整个科研过程,使得精准提取用户科研思路(尤其是作为技术底座并且能够获取挖掘型、知识库型ChatGPT技术的全部代码和操作记录的部署型ChatGPT技术)、问答思路(知识库型ChatGPT技术)、影响用户决策(知识库型与挖掘型ChatGPT技术)等成为可能,这将使用户面临更大的风险。综上所述,与人类生命息息相关的生物医药领域对ChatGPT技术具有更高的要求。因此,ChatGPT技术在生物医药领域的应用过程中存在的准确度不足、不能一次性输出结果、数据滥用与泄露、法律伦理监管不易的问题,将会带来科研失败、医疗事故、医患信任破败、伦理纠纷、甚至威胁国家与世界的生物安全等比其他领域更严重后果的风险。ChatGPT技术在生物医药领域的研究还需要进一步加强。

## 6 总结与展望

在信息技术和大数据快速发展的背景下,ChatGPT技术与生物医药领域的融合程度逐渐加深。本文通过分析ChatGPT技术在生物医药领域的应用场景、潜在风险及其解决路径,护航ChatGPT技术推动生物医药领域的发展。通过对ChatGPT技术的演化发展、与其他AI技术的区别、与生物医药领域的耦合、技术类型的分类、在生物医药领域的应用价值,以及目前存在的潜在风险进行调研分析,发现作为一种重要的辅助工具,知识库型、挖掘型、部署型ChatGPT技术在药物研发、临床研究、疾病诊断、辅助治疗等方向均具有极大的应用空间。此外,当前ChatGPT技术的应用场景与类型还主要集中在微调知识库、数据训练挖掘型以及数据训练知识库三个方面,还需要加强微调挖掘型ChatGPT技术工具与部署型服务设施的建设。

ChatGPT技术处于不断变化和快速发展中,仍然存在一些需要被重视的风险。但作为未来生物医药领域重要的辅助工具,ChatGPT技术将为生物医药领域的终端服务带来革命性影响,其在加快生物医药领域的科研进程、扩大科研人员专业知识面的同时,还将可以提高医护工作者的工作效率、改善患者就医体验,最终为人类生命健康提供有力

保障。

## 参考文献

- [1] Brian Burke. Summary translation: innovation insight for generative AI. (2021-06-16)/[2023-06-27]. <https://www.gartner.com/en/documents/4002602>.
- [2] OpenAI. Introducing ChatGPT. (2022-11-30)/[2023-06-27]. <https://openai.com/blog/chatgpt>.
- [3] Maggie Harrison. ChatGPT's explosive popularity makes it the fastest-growing app in human history. (2023-02-04)/[2023-06-27]. <https://futurism.com/the-byte/chatgpts-fastest-growing-app-human-history>.
- [4] Rob Toews. The next frontier for large language models is biology. (2023-07-16)/[2023-08-06]. <https://www.forbes.com/sites/robtoews/2023/07/16/the-next-frontier-for-large-language-models-is-biology/>.
- [5] Radford A, Narasimhan K, Salimans T, et al. Improving language understanding by generative pre-training. [2023-06-27]. [https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language\\_understanding\\_paper.pdf](https://cdn.openai.com/research-covers/language-unsupervised/language_understanding_paper.pdf).
- [6] Radford A, Wu J, Child R, et al. Language models are unsupervised multitask learners. [2023-06-27]. [https://cdn.openai.com/better-language-models/language\\_models\\_are\\_unsupervised\\_multitask\\_learners.pdf](https://cdn.openai.com/better-language-models/language_models_are_unsupervised_multitask_learners.pdf).
- [7] Brown TB, Mann B, Ryder N, et al. Language models are few-shot learners. (2020-07-22)/[2023-06-27]. <https://arxiv.org/abs/2005.14165>.
- [8] OpenAI. Aligning language models to follow instructions. (2022-01-27)/[2023-06-27]. <https://openai.com/blog/instruction-following/>.
- [9] Ouyang L, Wu J, Jiang X, et al. Training language models to follow instructions with human feedback. (2022-05-04)/[2023-06-27]. <https://arxiv.org/abs/2203.02155>.
- [10] OpenAI. GPT-4 technical report. (2023-03-27)/[2023-06-27]. <https://arxiv.org/abs/2303.08774>.
- [11] Ali Liaquat. GPT-5 Vs GPT-4: what's the difference?. (2023-04-11)/[2023-08-06]. <https://aliliaquat.com/gpt3-vs-gpt4-vs-gpt5-whats-the-difference/#gpt-5-the-new-features>.
- [12] Yusuf Mehdi. Reinventing search with a new AI-powered bing and edge, your copilot for the web. (2023-02-07)/[2023-06-27]. <https://blogs.microsoft.com/blog/2023/02/07/reinventing-search-with-a-new-ai-powered-microsoft-bing-and-edge-your-copilot-for-the-web/>.
- [13] Google. Bard. (2023-03-21)/[2023-06-27]. <https://bard.google.com/?hl=en>.
- [14] BaiDu. Ernie bot. (2023-03-16)/[2023-06-27]. <https://yiyan.baidu.com/welcome>.
- [15] Ferruz N, Schmidt S. ProtGPT2 is a deep unsupervised language model for protein design. *Nature Communication*, 2022, 13(1): 4348.
- [16] Li YS, Gao CY, Song X, et al. DrugGPT: a GPT-based strategy for designing potential ligands targeting specific proteins. (2023-06-30)/[2023-08-06]. <https://doi.org/10.1101/2023.06.29.543848>.

- [17] Wang H, Fu T, Du Y, et al. Scientific discovery in the age of artificial intelligence. *Nature*, 2023, 620(7972): 47—60.
- [18] Liu YH, Han TL, Ma SY, et al. Summary of ChatGPT/GPT-4 Research and Perspective Towards the Future of Large Language Models. (2023-08-22)/[2023-08-27]. <https://arxiv.org/abs/2304.01852>.
- [19] Esteva A, Chou K, Yeung S, et al. Deep learning-enabled medical computer vision. *Npj Digital Medicine*, 2021, 4(1): 5.
- [20] Tomašev N, Harris N, Baur S, et al. Use of deep learning to develop continuous-risk models for adverse event prediction from electronic health records. *Nature Protocol*, 2021, 16(6): 2765—2787.
- [21] Yim J, Chopra R, Spitz T, et al. Predicting conversion to wet age-related macular degeneration using deep learning. *Nature Medicine*, 2020, 26(6): 892—899.
- [22] University of Montana. Um research: AI tests intotop 1% for original creative thinking. (2023-07-05)/[2023-07-23]. <https://www.umt.edu/news/2023/07/070523test.php>.
- [23] Li YX, Li ZH, Zhang K, et al. ChatDoctor: a medical chat model fine-tuned on a large language model meta-AI (LLaMA) using medical domain knowledge. (2023-06-24)/[2023-07-23]. <https://arxiv.org/abs/2303.14070>.
- [24] Hyung WC, Le H, Shayne L, et al. Scaling instruction-finetuned language models. (2022-10-20)/[2023-07-23]. <https://arxiv.org/abs/2210.11416>.
- [25] Wu CY, Zhang XM, Zhang Y, et al. PMC-LLaMA: further finetuning LLaMA on medical papers. (2023-05-20)/[2023-07-23]. <https://arxiv.org/abs/2304.14454>.
- [26] Jin Q, Yang Y, Chen Q, et al. GeneGPT: augmenting large language models with domain tools for improved access to biomedical information. (2023-05-16)/[2023-06-27]. <https://arxiv.org/abs/2304.09667>.
- [27] Zhang K, Yu J, Yan ZL, et al. BiomedGPT: a unified and generalist biomedical generative pre-trained transformer for vision, language, and multimodal tasks. (2023-05-26)/[2023-08-06]. <https://arxiv.org/abs/2305.17100>.
- [28] Yu YM. Cornucopia-LLaMA-Fin-Chinese. (2023-06-30)/[2023-08-06]. <https://github.com/jerry1993-tech/Cornucopia-LLaMA-Fin-Chinese>.
- [29] Lin Z, Akin H, Rao R, et al. Evolutionary-scale prediction of atomic-level protein structure with a language model. *Science*, 2023, 379(6637): 1123—1130.
- [30] NVIDIA. NVIDIA 将大型语言模型扩展到生物学领域. (2022-09-20)/[2023-06-27]. <https://blogs.nvidia.cn/2022/09/20/bionemo-large-language-models-drug-discovery/>.
- [31] Wang YN, Gong XM, Li SC, et al. xTrimoABFold: de novo antibody structure prediction without MSA. (2023-05-05)/[2023-06-27]. <https://arxiv.org/abs/2212.00735>.
- [32] Madani A, Krause B, Greene ER, et al. Large language models generate functional protein sequences across diverse families. *Nature Biotechnology*, 2023, 41: 1099—1106.
- [33] Iipharma. PharmaMind. [2023-08-07]. <http://www.iipharma.com.cn/#/pharma-mind>.
- [34] Xu M. MedicalGPT: training medical GPT model. (2023-08-21)/[2023-08-23]. <https://github.com/shibing624/MedicalGPT>.
- [35] Wang HC, Liu C, Xi NW, et al. HuaTuo: tuning LLaMA model with Chinese medical knowledge. (2023-04-14)/[2023-08-15]. <https://arxiv.org/abs/2304.06975>.
- [36] Nuance. Automatically document care with the Dragon Ambient eXperience. [2023-08-06]. [https://www.nuance.com/asset/en\\_us/collateral/healthcare/data-sheet/ds-ambiente-clinical-intelligence-en-us.pdf](https://www.nuance.com/asset/en_us/collateral/healthcare/data-sheet/ds-ambiente-clinical-intelligence-en-us.pdf).
- [37] Thawkar O, Shaker A, Mullappilly SS, et al. XrayGPT: chest radiographs summarization using medical vision-language models. (2023-06-13)/[2023-08-06]. <https://arxiv.org/abs/2306.07971>.
- [38] MosaicML. BioMedLM: a domain-specific large language model for biomedical text. (2022-12-15)/[2023-06-27]. <https://www.mosaicml.com/blog/introducing-pubmed-gpt>.
- [39] Wang HC, Liu C, Zhao SD, et al. ChatGLM-Med: 基于中文医学知识的 ChatGLM 模型微调. (2023-05-19)/[2023-08-07]. <https://github.com/SCIR-HI/Med-ChatGLM>.
- [40] Liu HC, Liao YS, Meng YT, et al. MedicalGPT-zh: Chinese medical dialogue language model. (2023-07-27)/[2023-08-10]. <https://github.com/MediaBrain-SJTU/MedicalGPT-zh>.
- [41] Xiong HL, Wang S, Zhu YT, et al. DoctorGLM: fine-tuning your Chinese doctor is not a herculean task. (2023-04-17)/[2023-07-23]. <https://arxiv.org/abs/2304.01097>.
- [42] GitHub. NHS-LLM. (2023-05-27)/[2023-07-23]. <https://github.com/CogStack/opengpt>.
- [43] Singhal K, Azizi S, Tu T, et al. Large language models encode clinical knowledge. *Nature*, 2023, 620: 172—180.
- [44] Singhal K, Tu T, Gottweis J, et al. Towards expert-level medical question answering with large language models. (2023-05-16)/[2023-08-07]. <https://arxiv.org/abs/2305.09617>.
- [45] Yao Chang. QiZhenGPT: an open source Chinese medical large language model. (2023-06-23)/[2023-07-23]. <https://github.com/CMKRG/QiZhenGPT>.
- [46] Chen YR, Wang ZY, Xing XF, et al. BianQue-1.0: improving the “question” ability of medical chat model through finetuning with hybrid instructions and multi-turn doctor QA datasets. (2023-07-07)/[2023-07-23]. <https://github.com/scuteyr/BianQue>.
- [47] Zhu W and Wang XL. ChatMed: a Chinese medical large language model. (2023-07-16)/[2023-07-23]. <https://github.com/michael-wzhu/ChatMed>.
- [48] Zhang HB, Chen JY, Jiang F, et al. HuatuoGPT, towards taming language model to be a doctor. (2023-05-24)/[2023-07-23]. <https://arxiv.org/abs/2305.15075>.

- [49] 清华大学智能产业研究院. 水木分子发布 ChatDD 新一代对话式药物研发助手, 引领药物研发第四范式. (2023-09-25)/[2023-10-19]. <https://air.tsinghua.edu.cn/info/1007/2093.htm>.
- [50] 百度. 灵医大模型. (2023-09-19)/[2023-10-19]. <https://01.baidu.com>.
- [51] Winning Health. WiNEX copilot. (2023-10)/[2023-10-19]. <https://www.winning.com.cn/WiNEX/>.
- [52] H1. GenosAI. (2023-10)/[2023-10-19]. <https://h1.co/ai/>.
- [53] 腾讯. 医疗大模型. (2023-09-08)/[2023-10-19]. <https://healthcare.tencent.com/>.
- [54] Himanen L, Geurts A, Foster AS, et al. Data-driven materials science: status, challenges, and perspectives. *Advanced Science*, 2019, 6(21):1900808.
- [55] Wong F, Fuente-Nunez C, Collins JJ. Leveraging artificial intelligence in the fight against infectious diseases. *Science*, 2023, 381(6654): 164—170.
- [56] Gulshan V, Peng L, Coram M, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. *Jama-Journal of the American Medical Association*, 2016, 316(22): 2402—2410.
- [57] Rajpurkar P, Irvin J, Ball RL, et al. Deep learning for chest radiograph diagnosis: A retrospective comparison of the CheXNeXt algorithm to practicing radiologists. *PLoS Medicine*, 2018, 15(11): e1002686.
- [58] Rajpurkar P, Chen E, Banerjee O, et al. AI in health and medicine. *Nature Medicine*, 2022, 28(1): 31—38.
- [59] 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. *情报理论与实践*, 2023, 46(06): 38—42.
- [60] 言方荣. 人工智能在生物医药领域中的应用和进展. *中国药科大学学报*, 2023, 54(03): 263—268.
- [61] Bernard Marr. Revolutionizing healthcare: the top 14 uses of ChatGPT in medicine and wellness. (2023-03-02)/[2023-06-27]. <https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2023/03/02/revolutionizing-healthcare-the-top-14-uses-of-chatgpt-in-medicine-and-wellness/?sh=1e2d4b006e54>.
- [62] Kora P, Ooi C P, Faust O, et al. Transfer learning techniques for medical image analysis: a review. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 2022, 42(1): 79—107.
- [63] Shiona McCallum. ChatGPT banned in Italy over privacy concerns. (2023-04-01)/[2023-06-27]. <https://www.bbc.com/news/technology-65139406>.

## Research on the Application Potential and Risk of ChatGPT Technologies in Biomedical Fields

Xi Wang<sup>1, 2</sup> Dongqiao Li<sup>1\*</sup> Xiwen Liu<sup>1, 2</sup>

1. National Science Library, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

2. School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

**Abstract** This paper systematically sorts out the development process and current situation of ChatGPT technologies, and the coupling situation between ChatGPT technologies and the biomedical field is analyzed. The application value of various ChatGPT technologies in the field of biomedical are expounded from the perspective of scientific research and consumer terminal applications, their application focus, application scenarios and characteristics are analyzed. The potential risks of applying various ChatGPT technologies in biomedical fields are analyzed. As a very important facilitating tool, ChatGPT technologies will accelerate the research speed and improve the service quality of the field of biomedicine, expand rather than replace the professional knowledge scope of researchers. In the future, the construction of fine-tuned mining-type GPT tools and deployment-type service facilities should be strengthened to promote the effective application of ChatGPT technologies in the biomedical field.

**Keywords** ChatGPT; biomedicine; application scenarios; potential risk; Artificial Intelligence

(责任编辑 崔国增 姜钧译)

\* Corresponding Author, Email: lidq@mail.las.ac.cn