

知识图谱与大语言模型融合在糖尿病健康管理中的应用进展

李日丽¹ 潘嘉明¹ 容世强¹ 孙晓翠^{1,2} 易法令^{1,2}

(¹广东药科大学医药信息工程学院 广州 510006

²广东省高校医药信息真实世界工程技术研究中心 广州 510006)

〔摘要〕 **目的/意义** 综述知识图谱与大语言模型融合技术在糖尿病智能健康管理中的应用进展, 推动糖尿病健康管理从经验驱动模式转向数据与知识联合驱动模式。**方法/过程** 系统梳理知识图谱与大语言模型融合在糖尿病健康管理中的应用研究, 分析二者协同机制; 结合国内外典型案例, 阐述其在糖尿病智能问答、个性化干预及并发症预测中的应用。**结果/结论** 知识图谱与大语言模型的深度融合显著提升了糖尿病健康管理的精准性与效率。未来应围绕隐私保护、数据覆盖度、可解释性和跨学科知识融合 4 方面持续完善。

〔关键词〕 糖尿病; 知识图谱; 大语言模型; 健康管理; 人工智能

〔中图分类号〕 R-058 **〔文献标识码〕** A **〔DOI〕** 10.3969/j.issn.1673-6036.2025.10.002

The Application Progress of the Integration of Knowledge Graph and Large Language Model in Health Management of Diabetes

LI Rili¹, PAN Jiaming¹, RONG Shiqiang¹, SUN Xiaocui^{1,2}, YI Faling^{1,2}

¹School of Medical Information Engineering, Guangdong Pharmaceutical University, Guangzhou 510006, China; ²Guangdong Provincial Engineering Technology Research Center for Real-World Medical Information in Universities, Guangzhou 510006, China

〔Abstract〕 **Purpose/Significance** To review the application progress of the integration of knowledge graph (KG) and large language model (LLM) in the intelligent health management of diabetes, and to promote the transformation of diabetes health management from an experience-driven mode to a data and knowledge-driven mode. **Method/Process** The application research of the integration of KG and LLM in diabetes health management is systematically sorted out, and the collaborative mechanism is analyzed. Combining typical cases at home and abroad, its application in intelligent question answering, personalized intervention and complication prediction of diabetes is expounded. **Result/Conclusion** The deep integration of KG and LLM significantly enhances the accuracy and efficiency of diabetes health management. In the future, continuous improvement should be made in four aspects: privacy protection, data coverage and interpretability, cross-disciplinary knowledge integration.

〔Keywords〕 diabetes; knowledge graph; large language model (LLM); health management; artificial intelligence (AI)

1 引言

糖尿病患病率持续攀升, 已成为全球面临的重大

公共卫生挑战^[1-2]。传统糖尿病管理模式存在医疗资源分布不均、患者依从性低、个体化治疗难以实现等局限^[3]。《健康中国行动——糖尿病防治行动实施方案(2024—2030年)》^[4]提出要积极运用互联网、人

〔修回日期〕 2025-07-03

〔作者简介〕 李日丽, 硕士研究生, 发表论文 1 篇; 通信作者: 易法令。

〔基金项目〕 广东省中医药局科研项目(项目编号: 20232090)。

工智能 (artificial intelligence, AI) 等技术,开展远程会诊、临床辅助决策等服务,提高基层诊疗能力和效率。《卫生健康行业人工智能应用场景参考指引》^[5]明确了“人工智能+”在智能健康管理等方面的应用场景。近年来知识图谱 (knowledge graph, KG) 与大语言模型 (large language model, LLM) 的融合技术 (图模融合) 为数据驱动的糖尿病健康管理开辟了新的技术路径,推动了相关智能化系统的落地与应用。其中知识图谱通过整合电子病历、连续血糖监测、基因组信息等多源异构数据构建结构化医学知识网络,支持动态推理与决策优化^[6];大语言模型凭借其强大的语言生成、逻辑推理和自然语言交互能力,提供可动态调整的个性化健康管理方案^[7],极大地改善了用户体验。

本文通过系统梳理糖尿病健康管理中知识图谱与大语言模型融合相关实践,总结其在智能问答、个性化干预及并发症预测等典型场景下的协同路径与技术特征,归纳其融合优势。在中国知网、PubMed、IEEE Xplore、Web of Science 等国内外文献数据库中,以“糖尿病健康管理”“知识图谱”“大语言模型”为关键词进行检索,发表时间限定为 2019—2025 年。筛选标准包括引用频次、研究代表性与领域相关性,优先纳入高影响因子期刊论文、中国计算机学会推荐国际学术刊物论文与开源可复现的研究,对同源或高度相似研究择优纳入一篇。共纳入中文文献 21 篇,英文文献 28 篇,涵盖基础理论、算法优化及临床实践等方面。

2 知识图谱在糖尿病管理中的应用

2.1 知识图谱及其特点

知识图谱是一种揭示实体与关系的语义网络,目前已广泛应用于医学领域。其以节点表示医学实体 (如疾病、症状、药物),以边表示语义关系 (如治疗、并发症、禁忌),形成可推理的领域知识网络^[8]。知识图谱的构建流程通常包括知识抽取^[9]、知识融合与知识存储 3 个关键步骤。知识抽取多采用自然语言处理技术,基于 BERT-BiLSTM-CRF 及其注意力/卷积增强变体,从非结构化医学文献和电子

病历中提取“2 型糖尿病”“胰岛素”等相关实体及“引发”“治疗”等关系,并通过注意力机制优化关系抽取的结果^[10]。知识融合涉及多源数据 (临床指南、医疗问答数据集等) 对齐和术语异构性问题,通常采用本体方法,如通过 Protégé 等工具构建“证候-中药”等中医诊疗逻辑^[11-12]。知识存储多采用图数据库 (如 Neo4j),以节点-边的形式组织知识,支持高效查询与可视化^[13-14]。本研究团队基于 DiaKG 数据集^[15],使用 Neo4j 构建糖尿病知识图谱,涉及 17 种节点类型 (疾病类型、检查手段等),4 929 个实体节点,以及 17 种关系类型 (治疗、诊断等),8 210 个实体关系,覆盖糖尿病相关症状、检查、并发症、治疗方法等主要医学概念,见图 1。

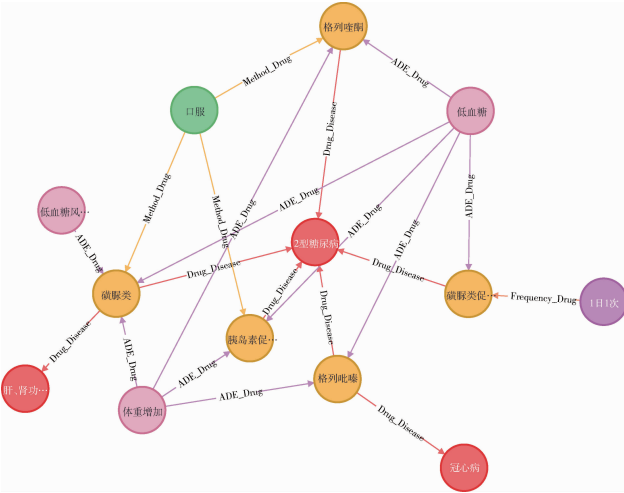


图 1 糖尿病知识图谱 (部分)

2.2 知识图谱在糖尿病管理中的典型应用场景

知识图谱在糖尿病管理中的典型应用包括智能问答、个性化诊疗和并发症预测 3 大场景^[16]。智能问答系统通过解析用户以自然语言形式提出的问题,利用知识图谱进行推理和匹配,输出易于理解的回答。易法令等^[17]基于知识图谱开发智能问答系统,实现问题分类与答案匹配,准确率达 83.6%。在个性化诊疗方面,知识图谱支持辨证分型与治疗推荐。Wang G Y 等^[18]结合知识图谱和强化学习技术开发血糖控制模型,为 2 型糖尿病患者提供个性化的胰岛素治疗建议。陈琦^[19]基于患者电子病历和中医医案构建系统,可关联

“糖尿病肾病 - 脾虚湿困证 - 茯苓”等诊疗路径,并结合循证医学证据生成个体化处方。并发症预测领域目前主要有两条研究路径:一是利用知识图谱推理与特征关联构建并发症风险模型;二是将知识图谱嵌入可解释预测平台,以提升模型输出的可解释性与可追溯性。Li Z Q 等^[20]提出融合知识图谱推理与优化相关性增强算法的框架,用于构建糖尿病性黄斑水肿预测模型,精确率达 86.21%,并通过 Neo4j 实现高危筛查与早期干预。Hendawi R 等^[21]提出 XAI4Diabetes 平台,采用“知识库 - 知识匹配 - 预测 - 解释”4 模块架构,结合知识图谱与本体,为风险预测提供可解释说明(如特征重要性、依据路径及外部权威知识链接),显著提升了临床人员对预测过程、训练数据、特征权重等的理解程度。然而,上述研究多为单病种、单场景,难以支撑跨场景的一体化管理与可迁移评估。

3 大语言模型在糖尿病管理中的应用

3.1 大语言模型及其技术优势

大语言模型基于海量数据训练学习复杂的模式和特征,能够处理复杂的任务和数据。大语言模型包括 3 种基本类型。一是文本型大语言模型,专注于自然语言处理任务,具备自然语言理解、生成与推理能力,如 ChatGPT^[22]、DeepSeek 等。二是视觉大语言模型,专注于计算机视觉任务,如图像分类、目标监测、图像生成等,如 Vision Transformer (ViT)^[23-24]。三是多模态大语言模型,结合文本型大语言模型和视觉大语言模型的优势,能够处理文本、图像、音频等不同类型的数据,如盘古大模型、Gemini 等。此外,还有专门用于特定行业或领域任务的行业大语言模型,如医疗领域的 ChatDoctor、HuatuogPT^[25]等。

大语言模型的技术优势主要体现在多模态数据处理、长上下文推理与高效微调能力 3 个方面。在多模态数据处理中,借助文本 - 图像等双/多分支模型,将电子病历、医学影像和行为数据联合建模,可完成跨模态对齐与特征融

合。如赵家悦等^[26]开发的基于大规模视觉 - 语言模型的黑色素瘤诊断框架,在文本和影像联合输入下,准确率达 87.17%。在长上下文推理方面,基于 Transformer 自注意力机制开发的模型能够在较长时间序列上捕捉依赖关系,支持对糖尿病患者血糖轨迹、用药记录与并发症提示的纵向整合与动态分析,为个体化干预提供依据^[27]。在高效微调方面,利用 Prefix Tuning^[28]和 LoRA^[29]等参数高效微调技术,仅需调整少量附加参数即可完成领域适配,显著降低算力与数据成本,有助于糖尿病知识问答等应用的快速落地。

3.2 大语言模型拓展糖尿病管理应用场景

大语言模型在糖尿病管理中的应用正由基础问答拓展为全周期健康管理,扩展路径主要体现在 3 个维度:场景(任务覆盖面)、数据(模态广度)与组织(应用落地范围)。

在场景维度,上海交通大学团队与合作者构建全球首个面向糖尿病基层诊疗的视觉 - 大语言模型多模态集成智能系统 DeepDR - LLM^[30]。该系统能够提供糖尿病视网膜病变的辅助诊断结果及个性化管理建议,可显著改善新发糖尿病患者的自我管理行为,并提高糖尿病视网膜病变患者的转诊依从性。该案例覆盖筛查 - 诊断 - 干预 - 随访 - 教育的关键链路,体现了由单一问答向多任务协同的场景拓展。

在数据维度,Dong Z 等^[31]基于大语言模型架构开发的 Trans - MUF 模型,结合多模态眼底图像与临床数据,实现了糖尿病肾病与非糖尿病肾病的无创鉴别,受试者工作特征曲线下面积达到 0.989,显著降低了侵入性检查的需求。这标志着在糖尿病管理应用场景下大语言模型由“语言单模态”走向“语言 × 医学影像 × 结构化变量”的数据拓展。

在组织维度,田崇腾等^[32]指出 GPT 模型可通过模拟医患对话训练基层医生,提升糖尿病诊疗规范性。未来,随着联邦学习与隐私计算技术的融合,大语言模型有望在保护数据安全

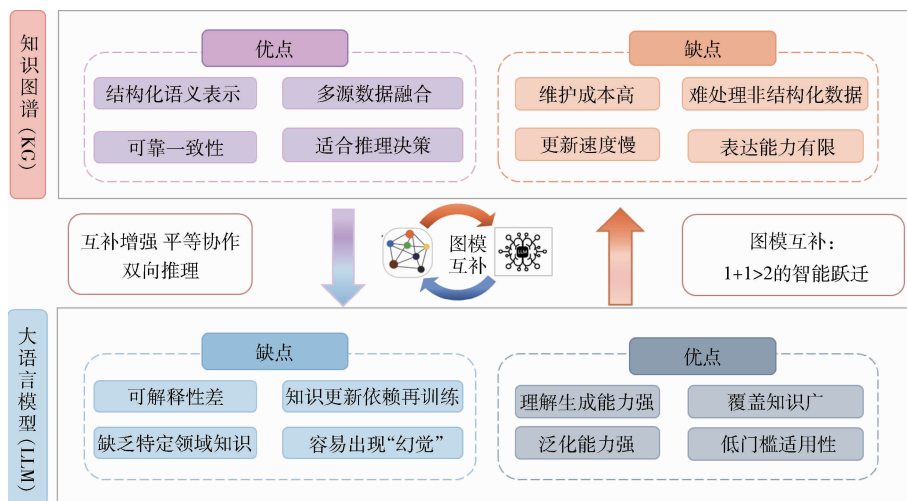
的前提下实现跨机构知识共享^[33]，体现了从单院内验证到多机构协同与真实世界落地的组织拓展。

4 知识图谱与大语言模型融合技术在糖尿病管理中的应用

4.1 图模融合的优势与模式

知识图谱具有结构化语义建模、因果关系表达及可解释性强的特点，适用于患者病因建模、指标

演化分析等任务。但知识图谱覆盖范围有限、知识更新和维护成本高，在处理糖尿病并发症多因素分析等复杂场景时，无法提供全面的推理支持；且交互性较差，不利于医护人员和患者快速、灵活地获取信息。而大语言模型在语言生成与上下文理解方面更具优势，可实现自然问答、个性化建议生成等功能。二者融合可提升事实一致性与可解释性，增强长程情境化推理能力，提升小样本、跨场景的适配效率^[34]，见图 2。



知识图谱与大语言模型的融合可分为两种主要模式。一是知识图谱增强大语言模型，通过将结构化实体、关系以提示词、知识嵌入等方式注入大语言模型，增强其医学语义理解与领域推理能力。在糖尿病健康管理场景中，可用于复杂问答的语义解析与可解释推理。二是大语言模型辅助知识挖掘，利用大语言模型生成潜在实体关系、补全知识边、提高知识图谱的动态更新效率。在糖尿病健康管理场景中，可用于多因素关系补全与更新，实现患者状态演化建模与风险预测^[35-37]。例如，Qin Z 等^[38]提出面向糖尿病患者的 KG + LLM 智能问答系统，利用 Neo4j 领域图谱与大语言模型，显著提升答案的相关性与深度。Gao Y 等^[39]提出的 DR. KNOWS 框架，通过知识图

谱检索增强 LLM 推理，提高基于电子健康记录进行诊断预测的准确性。知识图谱的结构化知识与大语言模型的动态推理能力协同作用，可显著提升糖尿病诊疗的准确性与效率。

4.2 图模融合的工作流程与局限性

总结糖尿病健康管理中知识图谱与大语言模型协同的主要工作流程，见图 3。基于糖尿病多源异构数据构建知识图谱，将其中的结构化信息以提示词或嵌入向量形式输入大语言模型，实现医学知识注入与语义增强。最终，由大语言模型基于融合知识生成个性化健康建议、问答响应或风险预测结果，支持临床辅助决策与慢性病智能化管理。

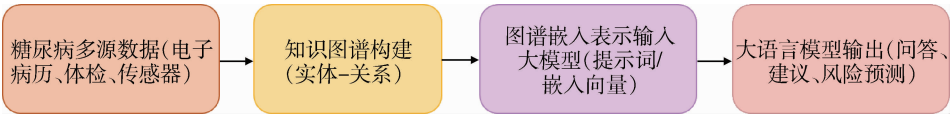


图 3 知识图谱与大语言模型的协同工作流程

对比分析 3 种典型任务场景下知识图谱与大语言模型协同应用案例，总结其融合方式与技术特征，见表 1。不同融合方式能够在专业知识表达、语义理解和个性化生成上互补增益，但在可解释性与实时推理效率上仍存在技术瓶颈。相较单一模型，知识图谱与大语言模型的协同在场景泛化与因果推理方面表现出更强潜力，为慢性病管理中的智能化应用提供了可借鉴路径。

表 1 知识图谱与大语言模型融合应用典型案例对比分析

序号	应用案例	应用场景	融合方式	知识图谱作用	大语言模型作用	优势	局限性
1	Zhang Y 等 ^[37]	医疗问答	在提示工程阶段引入知识图谱中的实体与关系	提供医学实体与概念支持	生成回答	精度提升，语义丰富	缺乏推理逻辑可解释性
2	Abbasian M 等 ^[40]	慢性病随访	知识嵌入 + 微调大语言模型	个性化健康建议生成	模型适配用户表达	个性化好，灵活性高	模型训练成本高
3	Qin Z 等 ^[38]	糖尿病智能管理	图谱引导推理 + 语义补全	跨时间点知识整合与病因建模	推理与生成相结合	场景适配性强，逻辑完整	实时性待优化

4.3 图模融合的应用进展与成效

知识图谱与大语言模型融合技术逐渐应用于糖尿病健康管理，国内外高校、科研机构、医疗机构和科技企业纷纷推出糖尿病相关医疗大语言模型。例如，上海交通大学、复旦大学和中山大学联合研发的大语言模型 Diabetica^[41]，在糖尿病医学咨询的人评维度（可读性、相关性、准确性、完整性、安全性、同理心）均优于医生对照；在医学教育任务中，其生成解释在可读性与助理解方面与教材相当、部分指标更优；在临床记录总结中，平均用时缩短约 23%，在提高效率的同时保持记录完整与准确。北京大学第一医院发布的肾脏病领域大语言模型肾说（KidneyTalk），通过整合肾病诊疗知识图谱与真实世界临床数据，赋能疾病教育、诊前、门诊、入院、复诊、预后 6 大场景，覆盖糖尿病肾病诊疗全周期与全流程，有助于实现患者状态的持续监测与早期干预，在降低糖尿病肾病进展风险方面具有潜在应用价值。中山医院联合上海科学智能研究院发布的观心（CardioMind）大语言模型，可为

糖尿病合并心血管疾病患者提供动态风险预警与治疗方案优化。此外，腾讯健康通过融合自研混元大语言模型与 DeepSeek - R1 “双模驱动”架构，构建覆盖糖尿病诊疗全流程的智能系统，全面升级智能导诊、预问诊、临床辅助决策、影像报告解读及质控等医疗服务。

国外相关代表性工作包括：阿联酋扎耶德大学开发的 GraphRAG 系统，针对妊娠糖尿病管理任务，将知识图谱与本地大语言模型融合，通过图谱增强生成提升诊疗建议的准确性，BLEU、Jaccard 和 BERTScore 等指标均优于基线方法^[42]；加州大学欧文分校构建面向糖尿病患者的对话式健康代理系统，将大语言模型与外部健康知识库融合，用于生成饮食建议、计算营养风险等，在问答实用性与专业性方面比 GPT - 4 更具优势。综上，知识图谱与大语言模型的融合正逐步拓展糖尿病管理的技术边界，在多场景中表现出优异的辅助价值。然而，当前融合模式多聚焦于单向增强（如知识提示优化生成），缺乏通用的架构设计与多任务适配机制。未来应探索可解释、模块化、对低资源场景具有良好适应性

的融合路径,以实现更稳健的实际部署效果。

5 未来展望

5.1 患者隐私保护

隐私保护是所有医疗人工智能应用过程中必须面对的共性问题。然而,糖尿病健康管理涉及多模态数据(如血糖监测数据、电子健康记录、穿戴设备数据)与跨机构知识共享,其分散性和敏感性对模型训练提出了更高要求。联邦学习能够通过分布式架构保护隐私,但不同医疗机构间的数据分布差异会导致模型收敛速度慢且性能不稳定^[43-44]。此外,医疗数据的匿名化与脱敏技术尚不完善,如果在数据采集、传输与调用环节管理不当,存在隐私泄漏和越权使用风险,可能损害患者隐私与权益^[45]。因此应优化隐私保护与数据融合技术,结合自适应差分隐私与区块链技术,实现跨机构数据的安全共享与模型聚合;通过制定严格的数据保护措施、建立多方参与的监管平台、构建伦理驱动的治理体系等,平衡技术创新与患者权益,增强患者对系统的信任。

5.2 增强覆盖度

糖尿病的高度异质性对知识图谱的数据覆盖度提出了较高要求。不同亚型的病理机制、治疗靶点及并发症特征差异显著,如1型糖尿病以胰岛素绝对缺乏为核心,而2型糖尿病与胰岛素抵抗密切相关,妊娠糖尿病主要体现为以胎盘激素介导的胰岛素抵抗叠加 β 细胞代偿不足,具有妊娠期时限性并在产后部分可逆的病理生理特征。现有知识图谱多聚焦通用型糖尿病知识,缺乏亚型特异性细分,导致在个性化推荐和风险预测中存在逻辑偏差。因此应构建面向亚型的垂直知识图谱,通过本体建模明确细分领域的实体关系,并集成多模态数据(基因组、代谢组、临床表型),以增强覆盖度。

5.3 可解释性

大语言模型在糖尿病诊断和个性化治疗中已展现出潜力,但其“算法黑箱”特性使医生难以信任

其决策逻辑^[46]。知识图谱的动态更新与医学知识库的实时同步仍存在技术瓶颈,可能影响临床决策的时效性^[47-48]。因此应整合多元异构数据,深入研究知识图谱与多模态大语言模型融合技术,生成可追溯的决策路径,同时引入因果推断方法,区分相关性(如肥胖与糖尿病)与因果性(如基因突变致病),解析血糖波动与生活习惯等方面的潜在关联,提升模型透明性与临床可解释性。

5.4 跨学科知识整合

糖尿病是一种复杂的慢性代谢性疾病,涉及内分泌学、营养学、心血管学等医学领域。为了全面管理糖尿病,必须整合多领域知识。糖尿病知识图谱构建涉及电子健康记录、医学文献、临床指南和患者报告的数据,其来源复杂多样,对此须开展跨学科团队合作,以确保数据的准确性和完整性。通过整合多学科知识,大语言模型能提供可解释且更精准的临床决策支持,进而实现糖尿病的早期识别与干预并减少并发症。

6 结语

知识图谱与大语言模型在结构化知识建模与自然语言理解方面具有互补优势,其融合应用正在推动糖尿病健康管理从经验驱动转向数据与知识联合驱动的智能模式。基于知识图谱与大语言模型的智能系统,可实现个体特征感知与针对性干预策略生成,并在多任务场景中保持较高的决策稳定性与系统鲁棒性,从而提升管理效率与患者依从性。未来研究应重点关注以下方向:构建面向医疗场景的数据隐私保护机制,提升多源异构健康数据的融合能力,增强系统在临床路径推理中的可解释性,并建立以临床需求为起点的跨学科协同机制。在技术架构持续优化的同时,强化工程化部署与医疗机构运维能力,将有助于推动图模融合方法在糖尿病全生命周期管理中的规模化应用,支持健康服务体系向智能化、精准化方向发展。

作者贡献: 李日丽负责研究设计、论文撰写与修订;潘嘉明、容世强负责提供技术指导;孙晓翠、

易法令负责提供指导。

利益声明：所有作者均声明不存在利益冲突。

参考文献

- 1 中华医学会糖尿病学分会. 中国糖尿病防治指南 (2024 版) [J]. 中华糖尿病杂志, 2025, 17 (1): 16–139.
- 2 中华预防医学会糖尿病预防与控制专业委员会. 中国糖尿病行为与生活方式干预指南 (2024 版) [J]. 中国全科医学, 2025, 28 (7): 777–796.
- 3 CHO M K, KIM M Y. Self-management nursing intervention for controlling glucose among diabetes: a systematic review and meta-analysis [J]. International journal of environmental research and public health, 2021, 18 (23): 12750.
- 4 国家卫生健康委员会. 健康中国行动——糖尿病防治行动实施方案 (2024—2030 年) [EB/OL]. [2024-12-15]. https://www.gov.cn/zhengce/zhengceku/202407/content_6965000.htm
- 5 国家卫生健康委员会. 卫生健康行业人工智能应用场景参考指引 [EB/OL]. [2024-12-15]. https://www.nhc.gov.cn/guihuaxxs/c100133/202411/3dee425b8dc34f739d63483c4e5c334c/files/1733227133524_47343.pdf.
- 6 王彩云, 郑增亮, 蔡晓琼, 等. 知识图谱在医学领域的应用综述 [J]. 生物医学工程学杂志, 2023, 40 (5): 1040–1044.
- 7 NAYAK A, VAKILI S, NAYAK K, et al. Use of voice-based conversational artificial intelligence for basal insulin prescription management among patients with type 2 diabetes: a randomized clinical trial [J]. JAMA network open, 2023, 6 (12): e2340232.
- 8 HOGAN A, BLOMQUIST E, COCHEZ M, et al. Knowledge graphs [J]. ACM computing surveys, 2022, 54 (4): 1–37.
- 9 ZHANG Q, SONG Y H, GUO P C, et al. CRMSP: a semi-supervised approach for key information extraction with class-rebalancing and merged semantic pseudo-labeling [J]. Neurocomputing, 2025, 616 (2): 128907.
- 10 YANG L, FU, Y, DAI Y. BIBC: a Chinese named entity recognition model for diabetes research [J]. Applied sciences, 2021, 11 (20): 9653.
- 11 王怡菲. 融合数据挖掘与知识图谱技术的 1105 例糖尿病肾脏病中医诊疗知识发现研究 [D]. 北京: 中国中医科学院, 2022.
- 12 柴嘉琪, 谈钰濛, 向兴华, 等. 基于文献数据的知识图谱构建——以中医药治疗糖尿病周围神经病变为例 [J]. 中国实验方剂学杂志, 2024, 30 (6): 144–150.
- 13 郭欣欣. 基于学术文献的糖尿病知识图谱构建研究 [D]. 上海: 华东师范大学, 2022.
- 14 陈福慧. 糖尿病知识图谱的构建及应用研究 [D]. 南昌: 南昌大学, 2023.
- 15 CHANG D, CHEN M, LIU C, et al. DiaKG: an annotated diabetes dataset for medical knowledge graph construction [C]. Singapore: Knowledge Graph and Semantic Computing: Knowledge Graph Empowers New Infrastructure Construction (CCKS 2021), 2021.
- 16 茆福民, 李逗逗, 王艳丽, 等. 知识图谱在糖尿病患者健康管理中的应用进展 [J]. 护理学杂志, 2025, 40 (2): 126–129.
- 17 易法令, 孙晓翠, 陈珊珊. 基于 LTP 的糖尿病智能问答系统的研究与实现 [J]. 南京师范大学学报 (工程技术版), 2023, 23 (3): 60–66.
- 18 WANG G Y, LIU X H, ZHEN Y, et al. Optimized glyce-mic control of type 2 diabetes with reinforcement learning: a proof-of-concept trial [J]. Nature medicine, 2023, 29 (10): 2633–2642.
- 19 陈琦. 糖尿病肾病中医临床试验文献知识图谱构建及应用研究 [D]. 北京: 中国中医科学院, 2023.
- 20 LI Z Q, FU Z X, LI W J, et al. Prediction of diabetic macular edema using knowledge graph [J]. Diagnostics, 2023, 13 (11): 1858.
- 21 HENDAWI R, LI J, POY S. A mobile App that addresses interpretability challenges in machine learning-based diabetes predictions: survey-based user study [J]. JMIR formative research, 2023, 7 (11): e50328.
- 22 BROWN T B, MANN B, RYDER N, et al. Language models are few-shot learners [EB/OL]. [2025-03-17]. <https://arxiv.org/abs/2005.14165>.
- 23 DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An image is worth 16 × 16 words: transformers for image recognition at scale [EB/OL]. [2025-03-17]. <https://arxiv.org/abs/2010.11929>.
- 24 LIU Z, LIN Y, CAO Y, et al. Swin transformer: hierarchical vision transformer using shifted windows [EB/OL].

- [2025-03-17]. <https://arxiv.org/abs/2103.14030>.
- 25 ZHANG H, CHEN J, JIANG F, et al. HuatuoGPT, towards taming language model to be a doctor [EB/OL]. [2025-03-17]. <https://arxiv.org/abs/2305.15075>.
- 26 赵家悦, 李诗曼, 章琛曦. 基于大规模视觉语言模型的黑色素瘤诊断方法 [J]. 解剖学报, 2025, 56 (1): 22-29.
- 27 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]. 数据分析与知识发现, 2024, 8 (6): 16-29.
- 28 LI X L, LIANG P. Prefix-tuning: optimizing continuous prompts for generation [EB/OL]. [2025-03-18]. <https://aclanthology.org/2021.acl-long.353>.
- 29 HU E J, SHEN Y, WALLIS P, et al. LoRA: low-rank adaptation of large language models [EB/OL]. [2025-03-18]. <https://arxiv.org/abs/2106.09685>.
- 30 LI J, GUAN Z, WANG J, et al. Integrated image-based deep learning and language models for primary diabetes care [J]. Nature medicine, 2024, 30 (10): 2886-2896.
- 31 DONG Z, WANG X, PAN S, et al. A multimodal transformer system for noninvasive diabetic nephropathy diagnosis via retinal imaging [J]. NPJ digital medicine, 2025, 8 (1): 50.
- 32 田崇腾, 刘静, 王晓燕, 等. 大语言模型 GPT 在医疗文本中的应用综述 [J]. 计算机科学与探索, 2025, 19 (8): 2043-2056.
- 33 DEY A K. ChatGPT in diabetes care: an overview of the evolution and potential of generative artificial intelligence model like ChatGPT in augmenting clinical and patient outcomes in the management of diabetes [J]. International journal of diabetes and technology, 2023, 2 (2): 66-72.
- 34 黄勃, 吴申奥, 王文广, 等. 图模互补: 知识图谱与大模型融合综述 [J]. 武汉大学学报 (理学版), 2024, 70 (4): 397-412.
- 35 WALDO J, BOUSSARD S. GPTs and hallucination: why do large language models hallucinate [J]. Queue, 2024, 22 (4): 19-33.
- 36 YANG L, CHEN H, LI Z, et al. Give us the facts: enhancing large language models with knowledge graphs for fact-aware language modeling [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2024, 36 (7): 3091-3110.
- 37 ZHANG Y, CHEN Z, GUO L, et al. Making large language models perform better in knowledge graph completion [C]. New York: The 32nd ACM International Conference on Multimedia, 2024.
- 38 QIN Z, WU D, ZANG Z, et al. Building an intelligent diabetes Q&A system with knowledge graphs and large language models [J]. Front public health, 2025, 20 (13): 1540946.
- 39 GAO Y, LI R, CROXFORD E, et al. Leveraging medical knowledge graphs into large language models for diagnosis prediction: design and application study [J]. JMIR AI, 2025, 4 (2): e58670.
- 40 ABBASIAN M, YANG Z, KHATIBI E, et al. Knowledge-infused LLM-powered conversational health agent: a case study for diabetes patients [C]. Orlando: The 46th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC 2024), 2024.
- 41 WEI L, YING Z, HE M, et al. Diabetica: adapting large language model to enhance multiple medical tasks in diabetes care and management [EB/OL]. [2025-03-18]. <https://arxiv.org/abs/2409.13191>.
- 42 SHARMA R. Developing a GraphRAG-enabled local-LLM for gestational diabetes mellitus [EB/OL]. [2025-04-30]. <https://www.medrxiv.org/content/10.1101/2025.04.28.25326568v1>.
- 43 吴文泰, 吴应良, 林伟伟, 等. 横向联邦学习: 研究现状、系统应用与挑战 [J]. 计算机学报, 2025, 48 (1): 35-67.
- 44 徐茹枝, 仝雨蒙, 戴理朋. 基于异构数据的联邦学习自适应差分隐私方法研究 [J]. 信息安全, 2025, 25 (1): 63-77.
- 45 周梅珊, 邬凤娟. 慢性病大数据管理的隐私保护困境及应对策略 [J]. 医学与哲学, 2024, 45 (5): 21-26.
- 46 肖红军, 张丽丽. 大模型伦理失范的理论解构与治理创新 [J]. 财经问题研究, 2024 (5): 15-32.
- 47 李振良, 蒋辉, 李红英. 医学伦理学对科技伦理治理的贡献与新作为 [J]. 中国医学伦理学, 2024, 37 (1): 25-31.
- 48 YAMMOURI G, AIT LAHCEN A. AI-reinforced wearable sensors and intelligent point-of-care tests [J]. Journal of personalized medicine, 2024, 14 (11): 1088.