

图、大语言模型与智能体的融合：推理与检索

Hamed Jelodar, Samita Bai, Mohammad Meymani, Parisa Hamed, Roozbeh Razavi-Far, Ali Ghorbani

摘要—生成式人工智能，特别是大模型，越来越多地采用基于图的表示来增强推理、检索和结构化决策能力。尽管进展迅速，但在何时、为何、在何处以及何种类型的图与大模型集成在各类应用中最为合适方面，仍缺乏清晰的认识。本综述提供了一个简洁且结构化的视角，阐述了图与大模型集成背后的设计选择。我们根据其目的（如推理、检索、生成、推荐）、图模态（知识图谱、场景图、交互图、因果图、依赖图）以及集成策略（提示法、增强法、训练法或基于智能体的使用）对现有方法进行分类。通过映射网络安全、医疗健康、材料科学、金融、机器人及多模态环境等领域的代表性工作，我们揭示了每种技术的优势、局限性及其最应用场景。本综述旨在为研究人员提供一份实用指南，帮助根据任务需求、数据特征和推理复杂度选择最合适的图-大模型方法。

Index Terms—大型语言模型，图-语言模型，图增强推理，图神经网络，基于智能体的语言模型系统

I. 引言

GENERATIVE 人工智能 (Gen-AI) 已迅速改变了智能系统的格局，大模型 (LLMs) 在理解、生成和推理非结构化文本方面展现出卓越的能力。尽管取得了这些进展，大模型主要基于序列化的 token 表示进行操作，通常缺乏显式建模结构化关系知识的机制 [1, 2, 3]。与此同时，图表示为捕捉结构化数据中的实体、关系及拓扑依赖关系提供了一个强大的框架 [4]。因此，将大模型与基于图形的学习相结合，已成为提升推理、检索和决策能力的一个有前景的方向。

图增强的大模型将语言模型的语义推理能力与图结构的结构性归纳偏置相结合。尽管大模型在从文本中提取上下文语义方面表现出色，但它们往往难以显式建

模复杂的关系和多跳依赖关系 [5]。图结构通过以有序且可解释的方式编码实体及其相互作用，解决了这一局限性。基于先前的研究工作 [6, 7, 8]，图-大模型的融合能够对结构化知识进行更可靠的推理，而这些知识仅从文本中可能难以推断。

近期研究进一步证明了这种组合在多个领域中的有效性。例如，应用范围涵盖软件工程 [9]、推荐系统 [10]、医疗健康 [11] 和临床决策支持 [12]、交通预测 [13] 以及网络安全 [14, 15]。例如，[16] 提出了一种图增强的大模型框架，通过引入关系结构来提升在结构化数据集上的推理与预测性能。类似地，[17] 提出了一种混合大模型-图神经网络架构，其中大模型生成的语义特征增强了基于图形的分类与推理，凸显了语言表示与图表示之间的协同作用。图 1 展示了近期将图与大模型相结合的方法。

受这些进展的启发，本文研究了将大型语言模型与基于图形的方法相结合的最新策略。此外，我们对现有方法提供了系统性的概述，并对其设计选择、能力及应用场景提出了统一的视角。

动机自 2018 年以来，基于 Transformer 的模型和大语言模型 (LLMs) 的重要性迅速提升，并在各类实际应用中持续受到关注。最近，将 LLMs 与基于图的表示相结合展现出强大的潜力，能够产生更具信息量和结构化的推理结果。尽管已有少量研究探索了 LLMs 与图结合的应用，但我们尚未发现任何系统性研究全面探讨图-LLM 融合的不同方面。特别是，关于有效使用 LLMs 与图结构的根本性问题（何时、为何、何地以及如何）仍缺乏相关研究。在本研究中，我们旨在对图-LLM 融合进行结构化和系统性的分析，阐明此类融合在何种情况下最具优势，以及为何图表示能够增强 LLM 的推理能力。我们进一步考察这些方法在不同应用领域中的适用范围，并识别出成功部署所依赖的关键设计选择与架构模式。

为何要结合图与大模型？要回答为何应将图与大模型结合，其合理性在很大程度上取决于具体的应用场景和

Hamed Jelodar, Samita Bai, Mohammad Meymani, Parisa Hamed, Roozbeh Razavi-Far, and Ali Ghorbani are with the Canadian Institute for Cybersecurity, Faculty of Computer Science, University of New Brunswick, Fredericton, NB E3B 9W4, Canada (e-mails: h.jelodar@unb.ca; samita.bai@unb.ca; mohammad.meymani79@unb.ca; parisa.hamed@unb.ca; roozbeh.razavi-far@unb.ca; ghorbani@unb.ca).

Hamed Jelodar contributed to conceptualization, methodology, and writing. Samita Bai, Parisa Hamed, and Mohammad Meymani contributed to writing and editing. Roozbeh Razavi-Far and Ali Ghorbani contributed to project management, conceptualization, and writing.

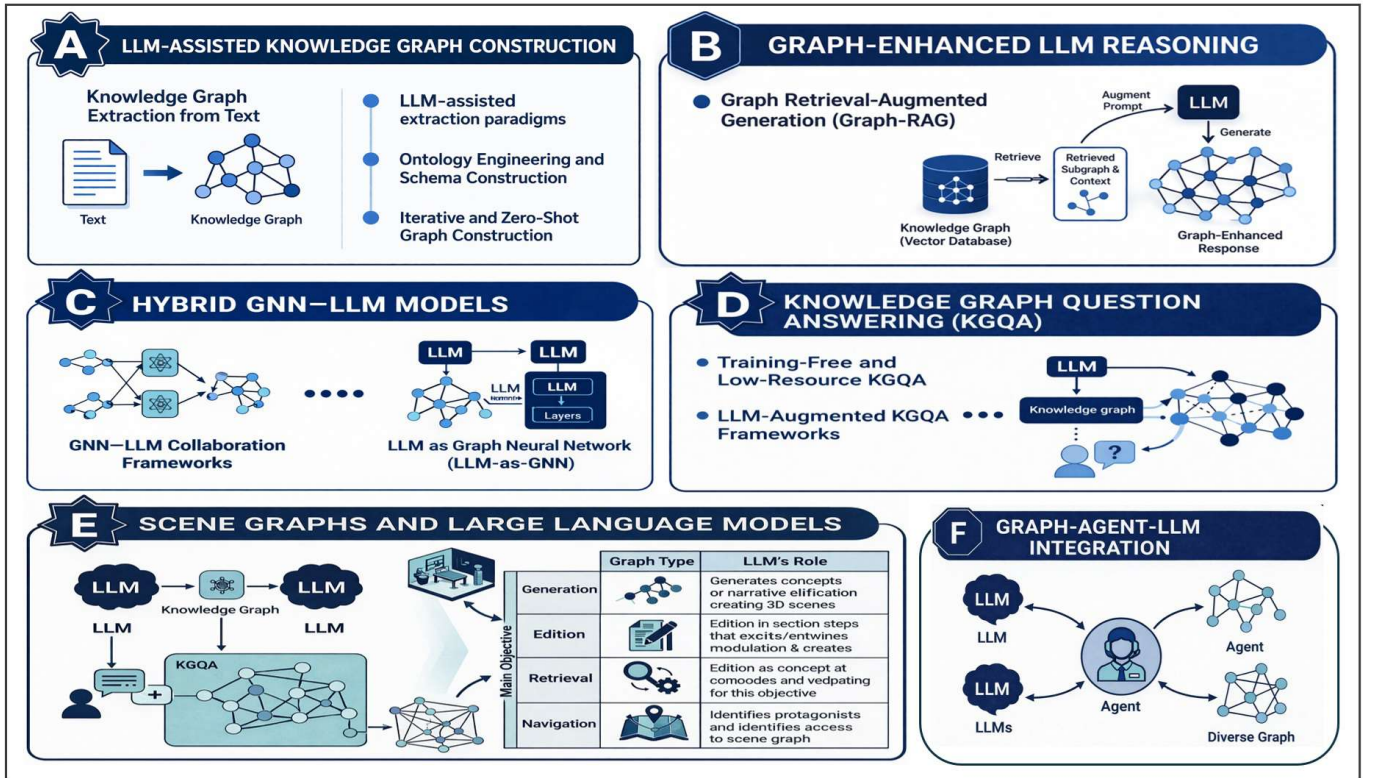


图 1. 近年来在关键范式下整合图与大模型 (LLMs) 的主流方法综述

需求。大模型在理解非结构化文本方面非常高效，而基于图形的模型则在捕捉结构化关系和依赖性方面表现出色。

例如，在软件工程 [9] 中，大模型可以分析源代码以推断语义意图，而图结构则可以表示程序结构，如调用图和控制流图。二者结合可实现更精准的任务，如代码定位、漏洞分析和程序理解。

同样，在医疗保健与临床决策支持系统 [11] 中，大模型可以解读临床笔记，而图能够编码结构化医疗知识，包括疾病-症状关系与药物相互作用。二者的集成能够支撑更可靠的临床推理、优化决策支持，并降低高风险医疗应用中的幻觉风险。

调研范围与贡献本调研聚焦于大语言模型与基于图的表示相结合的近期研究工作的系统性分析。我们涵盖了多种图模态，包括知识图谱、程序与依赖图、交互图、因果图以及多模态图结构，并考察它们在不同任务和领域中与大模型的结合方式。本调研的主要贡献总结如下：

- 我们提出了一种统一的图-大语言模型融合策略分类法，根据其功能角色、图模态和融合机制对现有方法进行分类。

- 我们研究了多个应用领域中的代表性方法，突出了它们的优势、局限性以及在不同任务情景下的适用性。
- 我们识别出常见的设计模式和反复出现的挑战，包括可扩展性、幻觉缓解、可解释性和推理深度。
- 我们提供了实用的指导方针，帮助研究人员和从业者根据任务复杂度、数据可用性和应用约束选择合适图-大语言模型集成方法。

本文其余部分组织如下。第 2 节介绍大模型 (LLMs) 和图神经网络 (GNNs) 的基础概念，突出它们的互补优势与局限性。第 3 节回顾了大模型辅助的图构建技术，包括知识图谱抽取、本体工程以及迭代式图构建方法。第 4 节介绍了图增强的大模型推理范式，特别关注图检索增强生成 (GraphRAG) 及相关推理框架。第 5 节讨论了混合图神经网络-大模型架构，将其分类为协作框架、方向性集成、可解释性增强方法以及预训练架构。

第 6 节探讨了知识图谱问答 (KGQA) 方法，涵盖无训练和大模型增强两类方法。第 7 节研究了场景图与大模型的融合，包括生成、编辑、检索和导航任务中的应用。第 8 节介绍了图-智能体-大模型集成框架，强调智

能体推理和多步骤工作流。第 9 节突出了在网络安全、医疗健康、推荐系统和治理等领域的实际应用。最后，本文总结了关键见解、面临的挑战及未来研究方向。

II. 基础

本节提供了理解本文其余部分所讨论的集成范式所需的基础背景。特别是，我们回顾了本综述的两大技术基础：大模型，其在非结构化文本的语义理解和生成方面表现出色；以及图神经网络，其旨在建模结构化实体及其关系。这种对比有助于阐明为何将图与大模型相结合能够提升复杂任务中的推理、检索和决策能力。

A. 大型语言模型

大语言模型是基于大规模文本语料库训练的深度学习架构，旨在学习语言的通用表示。它们能够捕捉跨 token 的统计模式、语义关系和上下文依赖，从而支持广泛的任务，包括文本生成、问答系统和推理。大多数现代大模型基于 Transformer 架构，该架构利用自注意力机制建模长程依赖，而无需依赖循环。由于大规模预训练，大模型展现出强大的泛化能力和上下文学习能力 [18, 19]，使其能够在极少甚至无需参数更新的情况下适应新任务。

形式上，令一个分词序列表示为

$$\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_T),$$

其中每个 $x_t \in \mathcal{V}$ 和 \mathcal{V} 是词表。由 θ 参数化的语言模型使用自回归因子分解来建模序列的联合概率：

$$P_\theta(\mathbf{x}) = \prod_{t=1}^T P_\theta(x_t | x_{<t}),$$

其中 $x_{<t} = (x_1, \dots, x_{t-1})$ 。模型通过在数据集 \mathcal{D} 上最大化似然来训练：

$$\theta^* = \arg \max_{\theta} \mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim \mathcal{D}} \left[\sum_{t=1}^T \log P_\theta(x_t | x_{<t}) \right].$$

基于 Transformer 的大模型中的核心计算是自注意力机制。给定输入表示 $X \in \mathbb{R}^{T \times d}$ ，注意力计算如下：

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax} \left(\frac{QK^\top}{\sqrt{d_k}} \right) V,$$

在哪里

$$Q = XW_Q, \quad K = XW_K, \quad V = XW_V,$$

且 W_Q, W_K, W_V 为可学习的投影矩阵。多个注意力头被结合以捕捉多样的上下文交互。

在推理阶段，给定一个上下文或提示 \mathcal{C} ，模型生成输出序列 \mathbf{y} ，其形式为：

$$P_\theta(\mathbf{y} | \mathcal{C}) = \prod_{t=1}^{|\mathbf{y}|} P_\theta(y_t | \mathcal{C}, y_{<t}),$$

在不修改模型参数的情况下实现上下文学习。

尽管大模型具有强大的表示能力，但其知识是隐式地编码在参数中 θ ，缺乏如图结构等显式的结构化表示 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 。这限制了它们在需要显式关系推理、多跳推理和可验证事实一致性任务中的有效性。

B. 图神经网络

图神经网络 (GNNs) 是一类专为处理图结构数据设计的神经架构，其中实体以结点表示，关系则通过边进行建模。与序列模型不同，图神经网络通过在图拓扑上传播信息，显式地捕捉关系依赖和结构模式。这使得它们在涉及结构化推理的任务中尤为有效，例如社交网络分析、推荐系统、生物网络以及程序分析。

图神经网络的核心机制是消息传递，其中每个结点迭代地从其局部邻域聚合信息以更新其表示。形式上，设 $\mathcal{G} = (\mathcal{V}, \mathcal{E})$ 表示一个结点集为 \mathcal{V} 、边集为 \mathcal{E} 的图。结点 $v \in \mathcal{V}$ 在层 l 的表示记为 $\mathbf{h}_v^{(l)}$ 。一个通用的消息传递层可表示为：

$$\mathbf{h}_v^{(l+1)} = \phi^{(l)} \left(\mathbf{h}_v^{(l)}, \bigoplus_{u \in \mathcal{N}(v)} \psi^{(l)}(\mathbf{h}_v^{(l)}, \mathbf{h}_u^{(l)}, \mathbf{e}_{uv}) \right), \quad (1)$$

其中 $\mathcal{N}(v)$ 表示结点 v 的邻域， $\psi^{(l)}(\cdot)$ 为消息函数， \bigoplus 是置换不变的聚合算子（例如求和、求平均或取最大值），且 $\phi^{(l)}(\cdot)$ 为更新函数。

一种广泛使用的实例是图卷积神经网络 (Graph Convolutional Network, GCN) [20]，其执行逐层传播如下：

$$\mathbf{H}^{(l+1)} = \sigma \left(\tilde{D}^{-1/2} \tilde{A} \tilde{D}^{-1/2} \mathbf{H}^{(l)} \mathbf{W}^{(l)} \right), \quad (2)$$

其中， $\tilde{A} = A + I$ 是带有自环的邻接矩阵， \tilde{D} 是对应的度矩阵， $\mathbf{W}^{(l)}$ 是可学习的权重矩阵， $\sigma(\cdot)$ 是非线性的激活函数。

针对不同的挑战，已提出了多种图神经网络 (GNN) 的变体。例如，GraphSAGE [21] 引入了邻域采样和聚

合策略以提高可扩展性。简化图卷积 (SGC) [22] 通过去除非线性并合并权重矩阵来降低计算复杂度。早期的 GNN 形式在 [23] 中被提出, 为图结构数据上的学习奠定了基础。

更近期的方法探索了基于 Transformer 的图学习架构。如 Graphormer [24] 这样的模型通过将结点和边视为 token, 利用注意力机制来捕捉长程依赖关系和全局结构信息。

尽管在建模结构化数据方面表现出色, 图神经网络 (GNN) 仍存在显著局限性。它们常常面临过平滑问题, 即结点表示在多层传播后变得难以区分, 并且在不同图结构间的泛化能力有限。此外, 当处理非结构化文本数据时, GNN 通常缺乏大型语言模型所具备的丰富语义理解与语言推理能力。

总体而言, 图神经网络为编码显式关系结构提供了强大的框架, 与大模型具有高度互补性。尽管图神经网络在捕捉拓扑结构和结构化依赖方面表现优异, 大模型则在语义理解以及对非结构化输入的灵活推理方面发挥着重要作用。这种互补性构成了后续章节所探讨的图-大模型融合的基础。

III. 基于大模型的图构建

本节综述了近期利用大模型 (LLMs) 从非结构化或半结构化数据中构建基于图形表示的方法。由于基于图形的方法依赖于明确的实体和关系, 构建高质量的图是实现有效图-大模型融合的关键前提。传统的图构建流水线通常包含多个阶段, 如实体识别、关系抽取和模式对齐, 这些阶段往往需要特定任务的模型以及大量的人工投入。

大模型的最新进展通过自然语言提示和结构化生成, 显著简化了这一过程, 实现了端到端或半自动化的图谱构建。这些方法使大模型能够联合抽取实体、推断关系, 并将输出与预定义或动态生成的模式对齐, 从而提高了在不同领域中的可扩展性和适应性。

在本节中, 我们回顾了大语言模型辅助图谱构建的关键范式, 包括从文本中提取知识图谱、基于提示的混合提取流水线、本体与模式工程, 以及迭代式或 zero-shot 图谱构建方法。我们还讨论了这些方法所具有的优势、局限性及实际考虑因素。图 2 展示了传统多阶段流水线与大语言模型辅助的统一图谱构建之间的差异。

A. 从文本中提取知识图谱

从文本中提取知识图谱 (KG), 通常称为 Text2KG, 旨在将非结构化或半结构化的文档转换为结构化的知识表征, 通常以带有类型、属性和来源的实体-关系-实体三元组形式呈现 [25]。传统的 Text2KG 流水线将此任务分解为多个组件, 包括命名实体识别、关系抽取、实体链接和模式对齐。尽管有效, 但此类流水线需要针对特定任务的模型、标注数据集以及大量的工程工作, 限制了其可扩展性及在新领域的适应能力。

大模型 (LLMs) 的最新进展通过实现大模型辅助的图谱构建, 显著重塑了 Text2KG 领域, 其中抽取被表述为结构化生成问题 [26]。与依赖分离的抽取模块不同, 大模型能够联合识别实体、推断关系, 并使用自然语言提示将输出映射到预定义或动态生成的模式中。这一范式大幅降低了流水线复杂度, 同时提升了语义覆盖范围, 尤其对于文本中表达的隐式关系和更高级别的抽象具有显著优势 [27, 28, 29]。

B. 基于大模型的提取范式。

当前研究在基于大语言模型的知识图谱构建方面趋于集中于几种主流范式。基于提示的抽取方法指导大语言模型以受约束的格式 (如 JSON 或类似 RDF 的三元组) 输出实体和关系, 通常基于固定的本体或关系清单, 以控制关系漂移。混合流水线将大语言模型生成的候选结果与确定性的验证步骤相结合, 包括模式约束、重复项删除和实体正则化, 以提升准确率和一致性。检索增强的方法通过在推理时引入相关的模式定义、示例三元组或外部知识, 进一步使抽取过程具有事实依据, 从而缓解幻觉问题。更先进的系统采用智能体或多步骤工作流, 将知识图谱构建分解为抽取、验证、规范化和整合等阶段, 并通过迭代优化实现逐步完善。

C. 本体工程与模式构建

本体工程是连接大模型与图谱的另一种方法。例如, 在 [30] 中, 作者专注于使用大语言模型 (LLMs) 自动化本体和知识图谱的构建, 以减少对人工专家的依赖。他们的目标是设计一种半自动化流水线, 能够生成能力问题、构建本体模式、从科学文本中提取实体和关系, 并在最小的人工干预下构建知识图谱。他们采用了检索增强生成 (RAG) 技术, 并在与深度学习相关的科学出版物数据集上测试了多个开源大模型。结果显示,

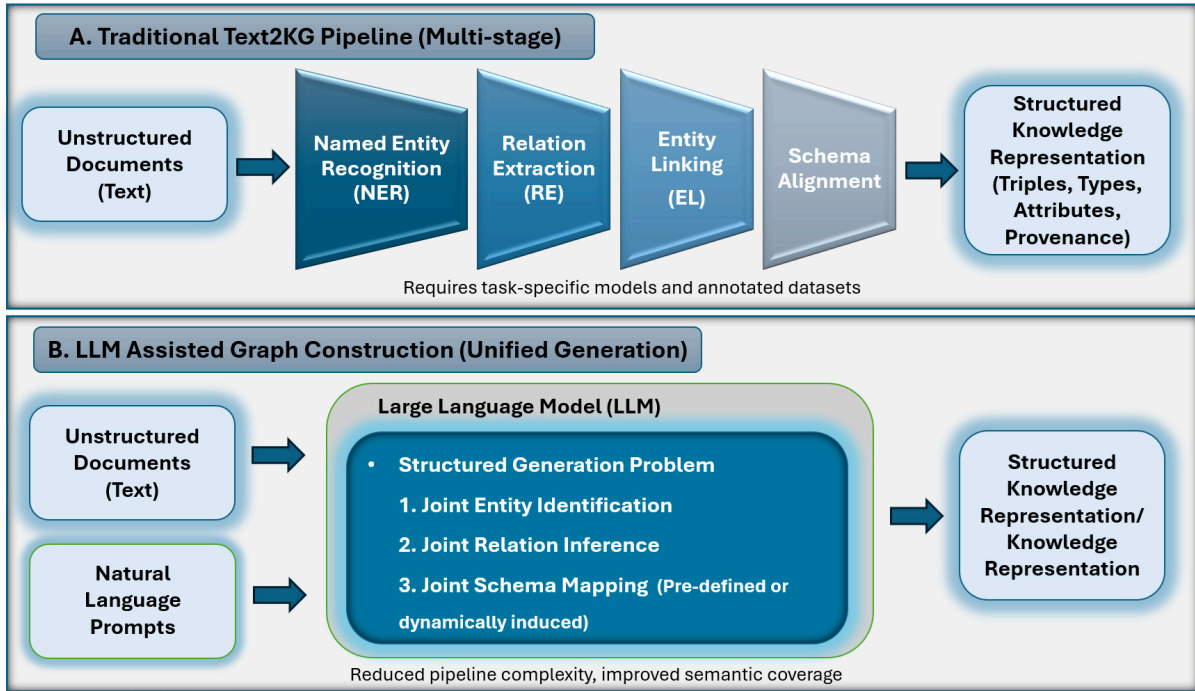


图 2. 传统多阶段文本到知识图谱流水线与大语言模型辅助的统一图谱构建对比

大模型能够在合理准确率下有效支持本体和知识图谱的创建。

在 [31] 中, 论文作者重点探讨了大型语言模型 (如 ChatGPT) 如何协助知识图谱工程 (KGE), 特别是支持那些通常需要深厚图结构、词汇、逻辑及网络技术专业知识的任务。他们进行了全面的实验, 测试 ChatGPT (包括 GPT-3.5 和 GPT-4) 是否能够通过执行特定工程任务来帮助知识图谱的开发与管理, 并评估了这些实验的结果, 以展示该模型在支持 KGE 过程中的潜力与局限性。

在 [32] 中, 作者专注于将大模型 (LLMs) 应用于复杂的本体对齐这一具有挑战性的任务, 即在不同本体中详细、多实体的结构之间寻找语义对应关系, 而不仅仅是简单的单一匹配。他们的目标是复现并评估一种先前的方法, 该方法利用关于本体的模块化信息来引导大模型生成对齐规则, 并测试该方法在包含更多样化、更复杂对齐的新数据集上是否依然有效。他们使用基于 Enslaved 本体的数据集来提出对齐规则。

D. 迭代式与 zero-shot 图构建

此外, 其他研究人员关注 zero-shot 图谱构建。在 [33] 中, 作者专注于使用大模型 (LLMs) 在 zero-shot 情景下自动构建知识图谱, 无需依赖标注数据或预定义本体。他们的目标是设计一个可扩展且通用的流水线,

通过迭代提示直接从非结构化文本中提取实体、关系和三元组。利用 GPT-3.5 等模型, 他们展示了 LLMs 能够有效生成结构化的知识图谱, 表明基于提示的方法在自动化知识图谱构建中的潜力。

在 [34] 中, 作者专注于开发一种新方法, 通过将大型语言模型的响应转换为知识图谱 (KG) 结构, 并将其各个部分与已知上下文进行比对, 从而评估和检测语言模型产生的幻觉 (不准确或不一致的输出)。他们的目标是提供一种更加可解释且系统化的方法, 以精确地定位模型答案与事实依据之间发散的位置, 相较于以往的度量方法更具优势, 同时通过将知识图谱表示与自然语言推理模型相结合, 提升了检测的准确率。此外, 他们还提出了一种后续方法 GraphCorrect, 该方法利用相同的知识图谱结构尝试纠正幻觉信息。

在 [35] 中, 作者专注于创建一个可扩展的基准测试——LLM-KG-Bench, 用于评估大模型在知识图谱工程 (KGE) 相关任务上的表现。他们的目标是设计一个包含多种挑战性任务的框架, 包括语法/错误修正、事实抽取和数据集生成, 能够自动评估大模型的响应, 追踪提示工程, 并可视化性能表现, 因为现有基准未能充分衡量大模型在 KGE 领域的能力。他们发现, 尽管大模型可以作为有用的工具, 但在使用 zero-shot 提示进行知识图谱生成时仍不够有效, 而该基准有助于量化并

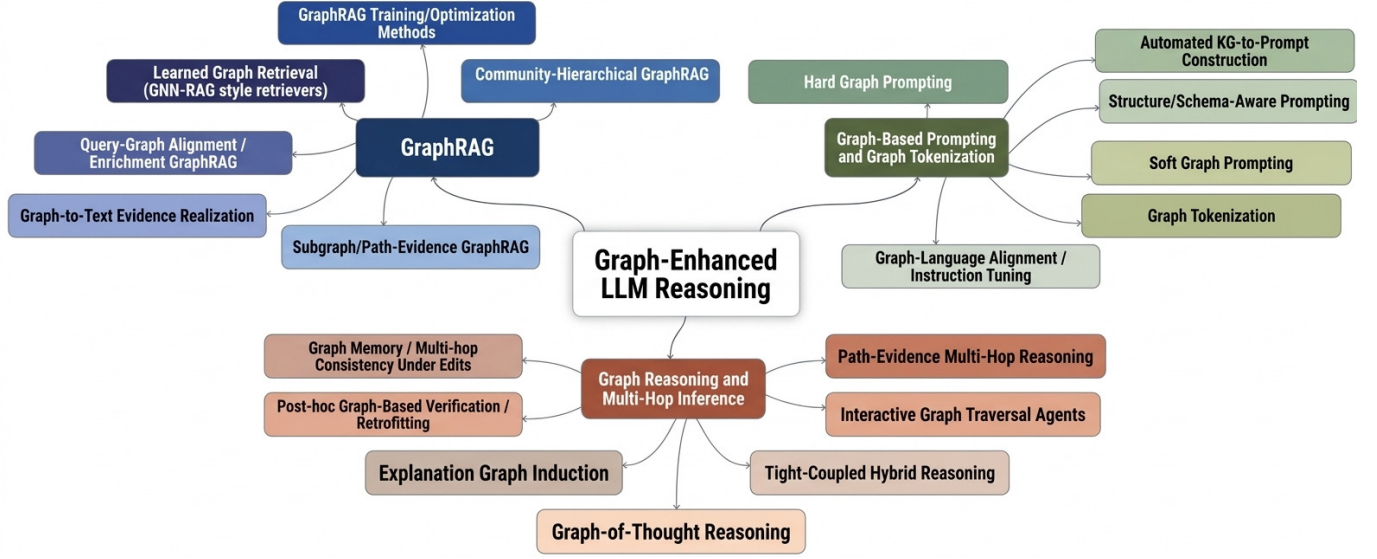


图 3. 图增强大语言模型推理范式概述，包括 GraphRAG、图提示和图引导推理方法

比较模型在此领域的优劣势。

IV. 图增强的大型语言模型推理

本节综述了图增强的大型语言模型推理范式，其中图结构被直接融入推理流水线，以施加关系约束、实现多跳推理并提升事实一致性。我们回顾了图检索增强生成（Graph-RAG）方法，该方法在图上执行结构感知的检索（第 4.1 节）；基于图形的提示与分词技术，将拓扑结构和关系语义编码至大型语言模型的输入或表示中（第 4.2 节）；以及图引导的推理框架，其中显式的图遍历或路径选择引导大型语言模型的推理过程（第 4.3 节）。图 3 展示了大型语言模型-图推理方法的总体视图。

A. 图检索增强生成（RAG）

在直接大模型（Direct LLM）工作流中，模型接收用户查询，并仅基于其内部参数化知识生成答案。所有事实召回、推理以及多步推断均隐式编码于模型的学成权重之中。尽管该方法提供了简单且高效的推理流水线，但存在根本性局限：模型的知识在训练时即已静态冻结，对领域特定或长尾查询的表现会下降，且由于中间关系约束未被显式表示或强制执行，多跳推理仍不可靠 [36]。因此，直接大模型容易产生幻觉、脆弱的推理链以及透明度有限的问题，尤其是在需要整合多个相互依赖的事实来回答问题时表现尤为明显。

检索增强生成（Retrieval-Augmented Generation, RAG）通过引入外部检索步骤，解决了直接大模型的

知识局限性。给定一个查询，相关文档或文本片段会从语料库中检索出来——通常使用向量相似度进行匹配——并在生成前作为上下文依据提供给大模型。这种设计通过将响应锚定在外部证据上，减少了幻觉现象，并支持访问最新或领域特定的信息 [37]。然而，经典 RAG 将检索到的内容视为一组独立的段落，很大程度上忽略了实体、事实或文档之间的结构化关系。因此，尽管 RAG 提升了事实召回率，但在多跳推理、复合型查询和全局逻辑一致性方面仍面临挑战。在复杂的推理场景中，相关信息虽可能被检索到，但模型缺乏显式的机制来连贯地将其串联起来。

图检索增强生成（GraphRAG）通过将检索到的知识显式建模为图结构，扩展了 RAG 范式，其中结点表示实体、文档或概念，边编码语义、时间、因果或关系依赖。与检索孤立的文本片段不同，GraphRAG 检索子图或推理路径，保留多步推理所需的关联结构 [38, 39, 40]。这使得能够实现受控遍历、邻域扩展和约束感知推理，使大模型能够遵循明确的关系路径，而非从非结构化文本中隐式推断。

总而言之，GraphRAG 可以被视为检索增强生成的自然演化，仅靠基础信息已不足以支撑大语言模型实现可靠、可解释且可泛化的推理，必须引入显式的关联结构。直接大模型、RAG 与 GraphRAG 在工作流设计、优势及局限性方面的关键差异总结于表 I。

表 I
直接大模型、RAG 与 GRAPH-RAG 范式在工作流、优势及局限性方面的比较

Paradigm	Core Workflow	Strengths	Weaknesses
Direct LLM	Query processed directly by LLM for answer generation	Static inference, low latency, strong language fluency	Static knowledge, hallucinations, weak multi-hop reasoning
RAG	Retrieve relevant documents and inject contextual evidence before LLM generation	External grounding, reduced hallucination, updatable corpus	Flat retrieval, no relational structure, weak compositional reasoning
GraphRAG	Graph-aware retrieval followed by sub-graph reasoning with LLM	Structure-aware retrieval, explicit multi-hop reasoning, interpretability	Graph construction cost, higher system complexity, scalability challenges

V. 混合图神经网络-大语言模型

近年来, 将大模型 (LLMs) 与图神经网络 (GNNs) 相结合的进展推动了研究领域的迅速发展。现有工作可根据其交互机制和架构设计大致分为四种范式: (1) 协作框架, (2) 方向性整合, (3) 可解释性增强的混合模型, 以及 (4) 预训练混合架构。该分类体系与近期综述中基于语言模型与图模型之间耦合策略对 LLM-图集成进行分类的方法保持一致 [41]。

图 4 通过对比混合的图神经网络-大语言模型协作框架与新兴的大语言模型作为图神经网络范式, 提供了这些范式的概念性概述。混合方法显式地结合了结构归纳偏置与语义推理, 而大语言模型作为图神经网络的方法则隐式地将图结构编码为文本序列, 并依赖注意力机制进行推理。

所有范式中代表性方法的统一比较见表 II。

A. 合作框架

协作框架通过迭代或协同机制实现大模型与图神经网络之间的双向交互。这些方法可分为: (1) 迭代协同训练, (2) 大模型引导的监督, 以及 (3) 图结构优化。

迭代协同训练: 迭代协同训练框架在大模型与图神经网络之间建立了反馈环。代表性方法如 GLEM [42] 和 LOGIN [43] 交替利用语义和结构信号来优化图表示和预测。

大模型引导的监督: 在此情景下, 大模型提供伪标记、推理过程或软监督信号。基于蒸馏的方法 [44] 实现了从大模型到图神经网络的知识迁移, 在低资源设置下提升了性能。

图结构优化: 这些方法利用大模型来修改图的拓扑结构。GraphEdit [45] 是一个代表性实例, 通过优化图的连接性来提升下游学习效果。

B. 方向性融合: LLM4GNN 与 GNN4LLM

方向性集成代表单向交互, 即大模型增强图学习 (LLM4GNN), 或图结构增强大模型推理 (GNN4LLM)。

1) 大语言模型用于图神经网络: LLM4GNN 方法可分为: (1) 特征增强, (2) 伪标记与监督, 以及 (3) 图结构增强。

特征增强方法 (例如, GLEM [42], LLaGA [46]) 利用大模型嵌入改进结点表示。伪标记方法 (例如, LOGIN [43], 蒸馏 [44]) 提供监督信号。结构增强方法 (例如, [47], SaVe-TAG [48]) 优化图拓扑或生成数据。

2) 图神经网络用于大语言模型: GNN4LLM 方法可以分为以下三类: (1) 基于图形的检索, (2) 基于图形引导的提示, (3) 指令微调推理。GNN-RAG [49] 实现了用于推理的基于图形的检索, 而 LLaGA [46] 支持图形到文本的编码。InstructGraph [50] 实现了面向图形的指令微调以支持 zero-shot 推理。

C. 可解释性增强的混合模型

这些模型旨在通过结合图推理与自然语言解释来提高可解释性。

它们可以分为以下三类: (1) 自然语言解释生成, (2) 依据理由的学习, 以及 (3) 结构感知的解释建模。

Gspell [51] 生成文本解释和支撑子图。蒸馏方法 [44] 使用推理过程作为监督信号。结构感知模型如 LLaGA [46] 确保解释基于图拓扑结构。

D. 预训练混合架构

预训练的混合架构旨在跨图和文本模态学习通用表示。

这些方法可以分为三类: (1) 指令微调的图结构大模型, (2) 图与语言联合预训练, (3) 原生图结构基础模型。

表 II
不同范式下代表性 GNN-LLM 混合模型的全球比较。

Method	Year	Paradigm	Subtype	Interaction	Key Mechanism	Strength
GLEM [42]	2022	Collaboration / LLM4GNN	Co-training	Bidirectional	EM-style optimization	Strong graph-text alignment
LOGIN [43]	2024	Collaboration / LLM4GNN	Co-training	Iterative	LLM as consultant	Selective knowledge injection
Distillation [44]	2024	Collaboration / Explainability	Supervision	One-way	Knowledge transfer	Efficient learning
GraphEdit [45]	2024	Collaboration	Structure refinement	Indirect	Graph editing via LLM	Improved graph quality
Robustness [47]	2025	LLM4GNN	Structure	One-way	Edge refinement	Robust learning
SaVe-TAG [48]	2024	LLM4GNN	Augmentation	One-way	Data generation	Handles long-tail data
GNN-RAG [49]	2024	GNN4LLM	Retrieval	One-way	Graph retrieval	Multi-hop reasoning
LLaGA [46]	2024	GNN4LLM / Explainability	Prompting	One-way	Graph-to-text encoding	Structured reasoning
InstructGraph [50]	2024	GNN4LLM / Pre-trained	Instruction	One-way	Instruction tuning	Zero-shot ability
Gspell [51]	2025	Explainability	NL + Structure	Hybrid	Text + subgraph explanation	Interpretability
GraphGPT [52]	2023	Pre-trained	Instruction	Unified	Graph instruction tuning	Generalization
HiGPT [53]	2024	Pre-trained	Instruction	Unified	Graph tokenization	Heterogeneous graphs
GOFA [54]	2024	Pre-trained	Graph-native	Unified	GNN inside LLM	Deep integration
GDL4LLM [55]	2025	Pre-trained	Graph-native	Unified	Graph-as-language	Efficient encoding

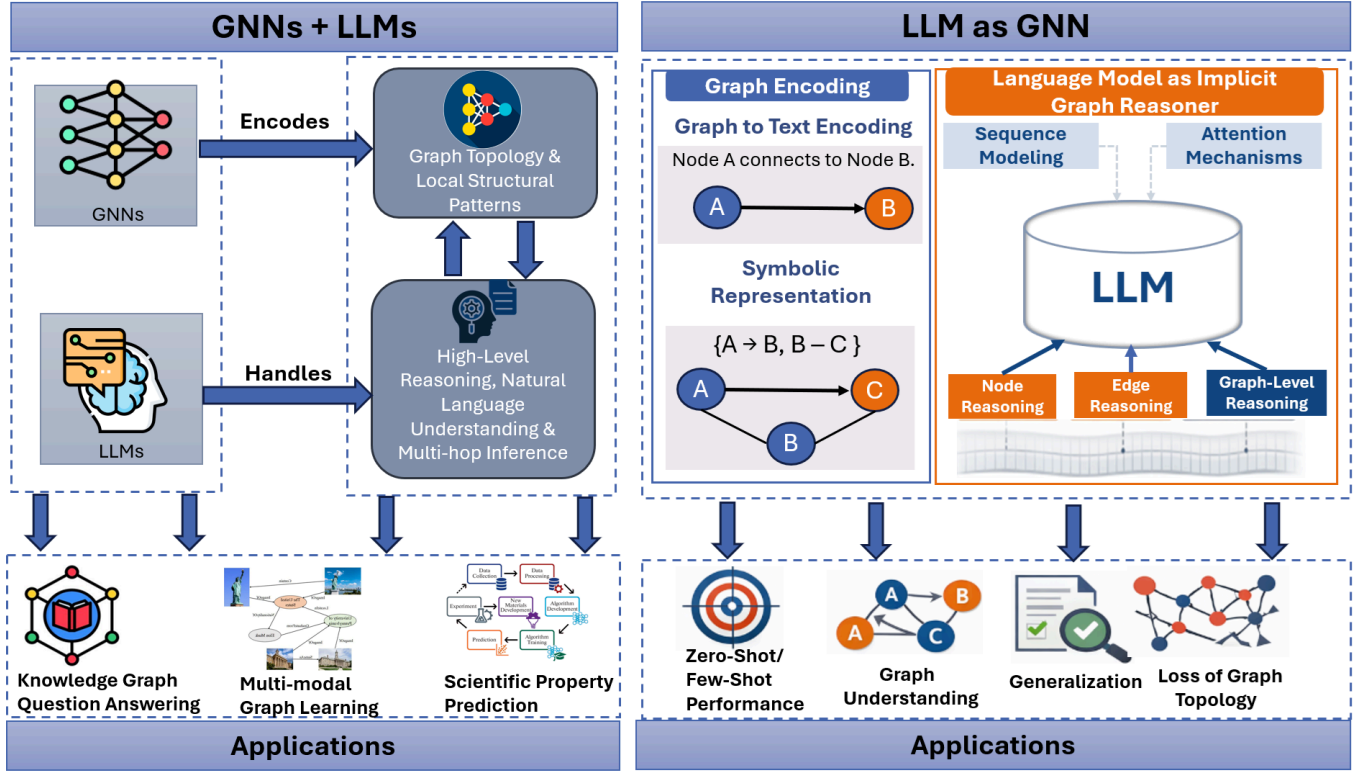


图 4. 混合 GNN-LLM 框架与 LLM 作为 GNN 范式的概念性比较，突出两者在结构与语义融合方面的差异

指令微调模型 (GraphGPT [52], InstructGraph [50], HiGPT [53]) 将大模型适配于图推理任务。联合预训练方法 (LLaGA [46]) 对齐图与文本表示。原生图模型 (GOFA [54], GDL4LLM [55]) 将图计算直接集成至大模型架构中。

VI. 知识图谱问答 (KGQA)

本节综述了知识图谱问答 (KGQA) 领域的最新进展，这是图-大语言模型 (graph-LLM) 融合的关键应用方向。KGQA 旨在通过在结构化知识图谱上进行推理来回答自然语言查询，其中实体和关系被显式表示。通过将推理建立在图结构之上，KGQA 系统相较于纯文本方法能够实现更可解释的多跳推理。

传统的知识图谱问答方法依赖于语义解析、符号推

理或结构化查询上的监督学习，通常需要大量标注数据和精心设计的流水线。然而，这些方法在可扩展性、领域自适应以及处理复杂或模糊查询方面可能面临挑战。

大模型的最新进展显著重塑了知识图谱问答 (KGQA) 领域。大模型可作为推理引擎、语义解析器或智能体，引导图遍历与推理，从而实现更灵活且可泛化的问答系统。同时，将大模型与知识图谱相结合，有助于缓解幻觉问题，并通过结构化证据约束生成过程，提升事实准确性。

在本节中，我们回顾了无需训练和基于大语言模型增强的知识图谱问答框架，重点阐述了它们的设计原则、优势与局限性。同时，我们还讨论了不同集成策略如何在符号推理与生成能力之间取得平衡，以支持知识图谱上准确且可扩展的问答系统。

A. 无训练且资源消耗低的 KGQA

无需训练且资源消耗低的知识图谱问答方法旨在减少对大型标注数据集和昂贵微调过程的依赖。这些方法利用基于提示的推理、符号图遍历或轻量级适应技术，仅需极少监督即可实现知识图谱上的问答系统，因此特别适用于特定领域或快速演变的知识图谱。

代表性系统表明，大模型可以在无需完全重新训练的情况下执行动态推理、链接预测和多跳推理。尽管其性能未必始终能媲美完全监督模型，但这些方法显著降低了部署门槛，并凸显了在数据稀缺情景下基于大模型的知识图谱问答的实用性。

在 [56] 中，作者专注于构建一个面向金融领域动态知识图谱的无训练问答系统。他们提出了 FinQA，该系统构建了一个按更新频率划分的动态金融知识图谱，设计了一种无训练流水线，将自然语言问题解析为图查询语言 (NL2GQL)，并集成开源大语言模型进行修订以提高解析准确率。该方法针对金融领域知识图谱问答中数据频繁更新和标注训练数据稀缺的挑战，在真实世界金融知识图谱问答任务上进行了评估，展示了在动态金融问答中的优异性能。

在 [57] 中，作者通过使用生成式对抗模仿学习 (GAIL) 对大语言模型 (LLMs) 进行微调，致力于在低资源情景下提升知识图谱问答系统 (KGQA) 的性能。他们提出了一种框架，利用 GAIL 引导 LLM 的推理行为，旨在标注训练数据稀缺的情况下，生成更准确的知识图谱答案。该方法在基准 KGQA 数据集上进行了评估，以证明其在低资源问答场景中的有效性。

在 [58] 中，作者专注于通过引入一种名为 KG-LLM 的框架来提升知识图谱中的多跳链接预测性能，该框架利用大模型 (LLMs) 将结构化图数据转换为自然语言提示，并对大模型进行微调以推理图连接关系。他们将图路径转化为思维链风格的自然语言提示，并采用指令微调 (以及可选的上下文学习) 训练 Flan-T5、LLaMA2 和 Gemma 等模型，以预测远距离实体是否相连。该方法在 WN18RR 和 NELL-995 等标准多跳链接预测基准数据集上进行了评估，展示了在陌生场景下更强的泛化能力和更高的预测准确率。

B. 大语言模型增强的知识图谱问答框架

大模型增强的知识图谱问答框架将大模型集成到推理流水线中，以提升语义解析、候选答案生成和逻辑推理能力。在这些系统中，大模型通常作为智能体，引导图遍历、生成可执行查询，或弥补知识图谱中的不完整性和噪声问题。

实验结果表明，大语言模型 (LLM) 增强可提升鲁棒性与推理准确率，尤其适用于复杂、多跳及领域专属查询任务。尽管如此，在缓解幻觉问题、确保对知识图谱证据的忠实性，以及平衡生成灵活性与符号正确性方面仍存在挑战，这推动了针对更紧密集成与验证机制的持续研究。

在本 [59] 中，作者聚焦于设计面向材料科学的知识图谱问答系统。他们提出了 KGQA4MAT 框架，该框架利用针对材料实体与属性构建的知识图谱，结合预训练大语言模型来解读并回答与材料数据相关的自然语言问题。该方法将结构化图检索与语义语言理解相结合，以支持对材料知识图谱的复杂查询，并在涉及材料数据库与相关基准的领域专属 KGQA 任务上对该方法进行了评估。

在本 [60] 中，作者致力于解决不完备知识图谱上的问答任务，这类知识图谱并不包含回答问题所需的全部三元组。他们提出了一种无需训练的方法，名为基于图生成 (Generate-on-Graph, GoG)，该方法将大语言模型 (LLM) 同时视为搜索图谱的智能体与生成新事实三元组以增强图谱的知识源。GoG 采用了思考-搜索-生成框架，模型会迭代地探索图谱、识别缺失信息并合成额外事实以实现正确作答。他们在基于现有 KGQA 基准构建的两个不完备知识图谱问答 (IKGQA) 数据集上评估了所提方法，结果表明 GoG 在该情景下的表现优于此前的方法。

在本文 [61] 中, 作者们致力于通过减少生成式大模型产生的幻觉或无依据推理结果, 提升大模型 (LLM) 在知识图谱问答系统 (KGQA) 上的性能。他们提出了一个名为 READS 的框架, 该框架将 KGQA 重构为一系列判别性子任务 (包括子图搜索、子图剪枝与答案推理), 并设计了对应的判别式推理策略以更好地指导知识图谱上的推理。该方法在 WebQSP、Complex Web Questions (CWQ) 等广泛使用的基准 KGQA 数据集上进行了评估, 相较于强基准取得了当前最优性能。

VII. 场景图与大型语言模型

场景图 (SGs) 表示场景中存在的对象、关系和属性 [62, 63, 64]。大模型可以作为高级工具, 通过在流水线中扮演不同角色, 促进以场景图为重心的任务, 如生成、编辑和导航。在以下各节中, 我们将解释如图 5 所示的大模型与场景图集成的不同维度。

A. 图表类型

图模型类型为 SGs 可从空间维度和时间情景两个方面进行观察。基于空间维度, 图模型可以是二维或三维的。二维场景图在图像平面上建模关系, 而三维场景图则额外编码度量深度和物体几何信息, 从而实现基于物理的时空推理 [62, 63, 65]。时间情景描述了图是否随时间演变。因此, 根据时间情景, 图模型可以是静态或动态的。静态图由单一观测构建, 表示一个固定场景或时间点, 尽管在最优化过程中可能进行内部细化。相比之下, 动态图会随着新观测或序列观测更新场景表示而不断演化 [62, 63, 66, 67]。

B. 大模型的作用

大模型在生成任务中扮演着重要角色, 这些角色包括推理、解析/翻译、规划以及评估/验证。

在推理中, 大模型用于推断语义、关系或潜在属性, 这些无法直接观测 [5, 68]。在解析/翻译中, 大模型用于将非结构化输入 (文本或指令) 直接转换为结构化表示, 例如场景图、三元组、逻辑表达式或命令 [66, 69, 70]。在规划中, 大模型用于做出决策、组织动作、选择目标或引导搜索 [66, 67, 71]。在评估中, 大模型用于评估表示之间的一致性、正确性或对齐程度 [72, 73, 74, 75]。

C. 主要目标

大模型与场景图集成的主要目标分为生成、编辑、检索和导航。

1) 生成: 在生成任务中, 主要目标是从原始或非结构化输入中创建一个新的结构化表示或场景, 通常是场景图或场景本身。

在 [5] 中, 作者提出了 SceneLLM 用于动态场景图生成 (SGG)。该框架包含三个阶段: 视频到语言 (v2l) 映射、基于大语言模型 (LLM) 的推理以及场景图 (SG) 预测。首先, V2L 通过离散化物体特征并嵌入时空信息, 将视频帧映射为隐式语言信号 (一系列场景 token)。接着, 在第二阶段, 他们将语言 token 嵌入提示 (prompt) 中, 并输入至经过 LoRA 微调的大语言模型, 以生成具有推理能力的隐状态表示。最后, 在场景图预测阶段, 基于 Transformer 的 SGG 预测器根据前一阶段的隐状态生成最终的场景图。实验结果表明, SceneLLM 在 Action Genome (AG) 数据集上, 于各类任务中均实现了当前最优的 **recall@K** 性能。

在 [76] 中, 作者提出 SceneCraft 用于静态 3D SGG, 通过将文本查询变换为 3D 场景。该流水线包含四个阶段: 资产检索与场景分解、SG 构建、场景布局最优化、以及库学习。在第一阶段, 大语言模型 (LLM) 从文本查询中生成一组资产 (3D 物体) 及其描述。随后, 针对每个资产, 从大型资源库中检索前 10 个 3D 模型, 并保留文本到图像得分最高的一个作为最终结果。接着, SceneCraft 将密集场景拆分为更小的子场景, 以更高效地解决问题。在第二阶段, 为每个资产构建一个布局矩阵, 以确定其正确的位置和朝向。这通过借助 LLM-Planner 构建关系场景图来实现。在第三阶段, SceneCraft 使用一组评分函数, 结合多模态大语言模型的反馈, 迭代优化场景布局, 从而获得最终优化后的场景。

2) 编辑: 此外, 大语言模型的目标是修改现有场景或场景图, 以获得新的配置。

EditRoom [77] 是一个静态三维 scene graph edition (SGE) 框架, 能够执行六种类型的编辑: 旋转、平移、缩放、替换、添加和删除。EditRoom 接收自然语言文本和原始场景作为输入以生成最终场景; 这包括两个主要模块: 命令参数化器和场景编辑器。在命令参数化器中, 自然语言命令被转换为一组编辑类型。随后, EditRoom 使用图扩散模型寻找具有最高概率的目标场景。

场景图编辑 (SGEdit) 利用大模型的解析与规划能力来执行静态-2D SGE 任务。SGEdit 包含两个主要阶段: 场景解析与图像编辑。给定一张输入图像,

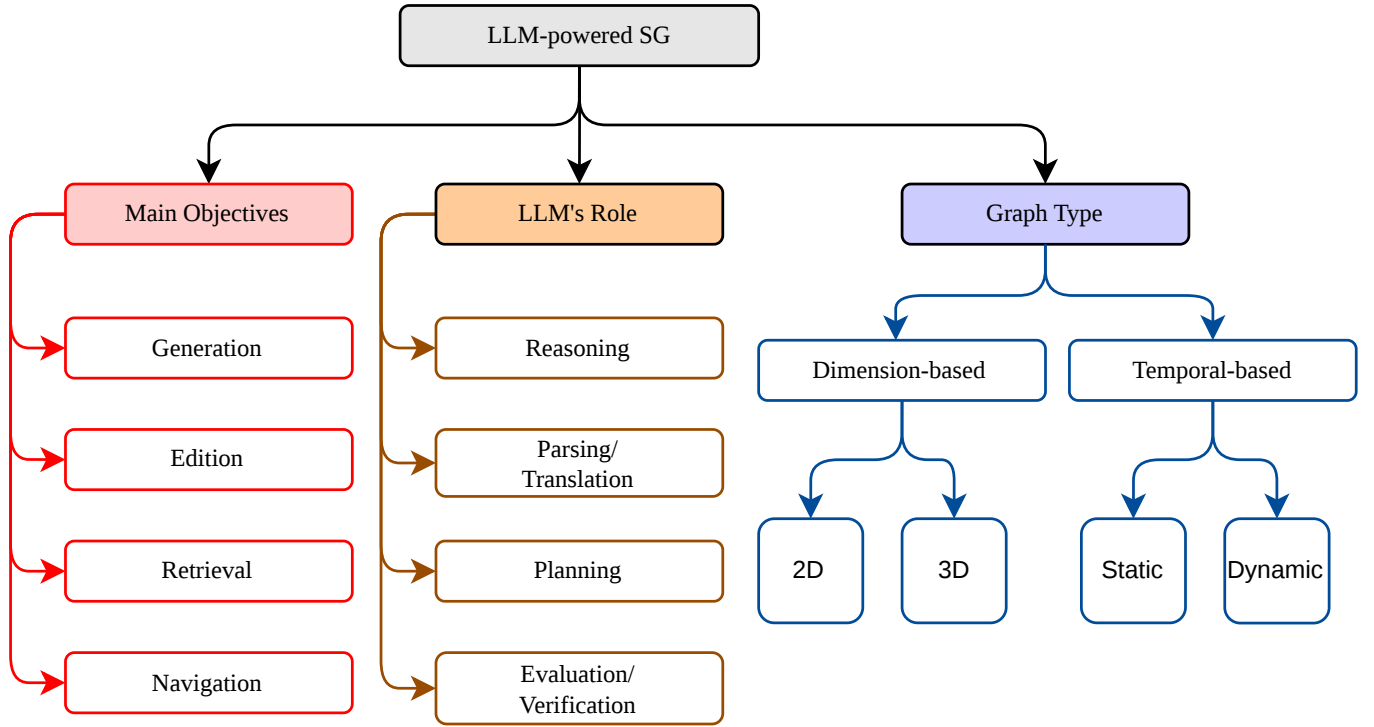


图 5. 基于目标、大语言模型角色和图类型对增强型场景图框架进行分类。

SGEdit 使用由大模型驱动的场景解析器生成场景图、掩码和描述。随后，微调一个扩散模型以学习每个物体的身份。在下一阶段，大模型充当规划者，决定需要进行的更改及其应用方式，而扩散模型则执行编辑任务。

3) 检索：在信息检索中，场景图用作结构化索引，用于搜索、匹配、排序或查询信息，而非用于生成或修改内容。

在 [78] 中，作者提出了基于视觉三元组的图变换 (VTGT) 方法，用于从输入图像中进行静态二维物体检索。该流水线包含两个阶段：图变换和图表示学习。在第一阶段，VTGT 将场景图转换为三元组图，其中结点包含主语-关系-宾语三元组，边表示结点之间的相似度；这一过程通过为每个三元组引入局部特征和全局特征来实现。局部特征用于保持有序序列，而全局特征则借助大语言模型 (LLM) 获得。这两种特征类型的编码随后被合并，用于下一阶段。在第二阶段，使用图注意力网络根据每个三元组的 top-k 相似三元组来更新其表示。最终，生成输入图像的单一语义嵌入，用于下游检索任务。

3DGraphLLM [65] 是一种静态-3D 方法，它接收场景物体的点云数据，并构建一种新的场景表示，以支持从自然语言查询中检索物体。该方法为每个物体分配了 2D 特征（如纹理和颜色等外观线索）和 3D 特征

（形状和几何信息）。随后，利用视觉-语言空间注意力 Transformer 提取物体对之间的语义关系，并将其编码为潜在关系向量。最后，将物体及其关系投影到 LLM token 空间，并通过物体标识 token 和紧凑的 k-近邻子图表示输入至 LLM，从而从场景中检索目标物体。

4) 导航：在导航中，场景图用于引导具身智能体在环境中移动或执行任务。

在 [71] 中，作者提出了 Time is in my Sight (TioMS)，这是一种基于大语言模型 (LLM) 的机器人架构，适用于动态环境，并利用持续更新的场景图。该流水线包含两个主要模块：感知和规划。在感知模块中，RGB-D 帧通过场景图生成器处理，以检测物体及其关系，随后利用机器人/相机位姿估计物体的三维位置，再通过粒子滤波器在帧间优化跟踪与定位，最后更新语义地图。在规划模块中，大语言模型利用更新后的语义地图，将自然语言指令转化为机器人技能，并在执行失败时重新规划。

在 [67] 中，作者提出了一种基于在线 3D 场景图的零-shot 物体目标导航方法 (SG-Nav)，利用该场景图作为大语言模型 (LLM) 规划的主要表示。该流水线包含三个主要步骤：在线场景图构建、LLM 引导的探索以及再感知。在第一步中，智能体从 RGB-D 观测数据中增量式地构建分层 3D 场景图，并通过几何约束和视

表 III

对最先进的基于大语言模型的场景图框架在不同角色和图类型 (R1: 推理, R2: 解析/翻译, R3: 规划, R4: 评估/验证) 中的综合比较。

Research Work	Year	Objective	Input	LLM Role				Graph Type
				R1	R2	R3	R4	
SceneLLM [5]	2026	Generation	Video	✓	✓	✗	✗	Dynamic-2D
SceneCraft [76]	2024	Generation	Text	✓	✓	✓	✓	Static-3D
LLM4SGG [69]	2024	Generation	Image+Text	✓	✓	✗	✗	Static-2D
SDSGG [79]	2024	Generation	Image	✓	✗	✗	✗	Static-2D
PASGG-LM [80]	2024	Generation	Image	✓	✗	✗	✗	Static-2D
Planner3D [81]	2025	Generation	Graph/Text	✓	✗	✗	✗	Static-3D
LLaVA-SpaceSGG [82]	2025	Generation	Image	✓	✓	✗	✗	Static-2D
GraLa3D [70]	2024	Generation	Text	✗	✓	✓	✗	Static-3D
IntegraPSG [83]	2025	Generation	Image	✓	✗	✗	✗	Static-2D
SGFormer [68]	2024	Generation	Point cloud	✓	✗	✗	✗	Static-3D
ELEGANT [74]	2023	Generation	Image	✓	✓	✗	✓	Static-2D
HRSGL [84]	2024	Editing	3D scene	✓	✗	✓	✓	Static-3D
SGEdit [85]	2024	Editing	Image	✓	✓	✓	✗	Static-2D
EditRoom [77]	2025	Editing	3D Scene+Text	✗	✓	✓	✗	Static-3D
ScanEdit [86]	2025	Editing	3D Scene+Text	✓	✗	✓	✗	Static-3D
SAKR-Edit [75]	2025	Editing	Image+Text	✓	✗	✗	✗	Static-2D
VTGT [78]	2025	Retrieval	Image	✓	✗	✗	✗	Static-2D
3DGraphLLM [65]	2025	Retrieval	3D Scene	✓	✗	✗	✗	Static-3D
TioMS [71]	2024	Navigation	Video	✗	✓	✓	✗	Dynamic-3D
OSGP [66]	2024	Navigation	Graph	✗	✓	✓	✗	Static-3D
SG-Nav [67]	2024	Navigation	Video	✓	✗	✓	✗	Dynamic-3D

觉语言模型 (VLM) 检查来剪枝不可靠的边。在第二步中, LLM 对场景图区域进行评分, 以选择具有潜力的探索前沿, 用于搜索目标物体。在第三步中, 当检测到目标物体时, SG-Nav 会从多个视角重新观测该物体, 以确认检测结果并减少假阳性, 最终确定导航结果。

表 III 详细比较了最先进的基于大语言模型的场景图框架。

VIII. 图智能体-大模型集成

[87] 中的作者专注于开发 LAFA (LLM-Agentive 联邦分析), 这是一种分层多智能体框架, 能够在保护隐私的同时对去中心化数据执行复杂的自然语言分析。该系统不集中原始数据, 而是采用结构化的智能体流水线——包括粗粒度规划器、细粒度规划器、DAG 优化器和回答者智能体——将用户查询转换为联邦分析的优化执行计划。该框架利用大模型 (LLMs) 对分析任务进行分解与结构化, 而联邦分析

后端则负责安全聚合以及加密和差分隐私等隐私机制。在评估方面, 作者使用了 AdultPii 数据集 (包含 32,563 条记录和 18 个特征) 以及一个基于 GPT-4o 在真实隐私场景 (包括 Apple 隐私报告) 下生成的 20 个复杂自然语言分析查询基准。结果表明, 该方法在语义解析准确率方面表现更优, 执行成功率高于基线提示策略, 并通过 DAG 优化显著减少了冗余的联邦操作, 从而在保持严格隐私保障的同时提升了效率。

[88] 的作者专注于开发 X-GridAgent。这一基于大模型的 Agentive AI 系统通过自然语言查询自动化复杂电网分析, 同时集成领域专用工具和结构化数据库以实现严谨的工程计算。其模型采用三层分层架构 (规划层、协调层和动作层), 其中规划层解析用户意图并生成结构化 workflow, 协调层管理任务执行与记忆, 动作层则与专业工具 (如 Pandapower 模块) 接口, 执行诸如潮流

计算、故障情况分析、最优潮流、短路计算和拓扑搜索等分析任务——所有操作均基于工程原理而非纯文本生成。为提升性能，他们引入了两种新算法：基于人类反馈的 LLM 驱动提示优化，以及针对模式自适应的混合检索增强生成 (RAG)，以实现从大规模结构化电网数据集中准确检索。尽管该论文未使用传统机器学习数据集，但通过多种电网案例和用户查询场景进行评估，结果表明 X-GridAgent 能够准确理解多样化的自然语言请求，并生成可解释、调用工具的分析结果，具备高可靠性与灵活性。实验结果显示，该系统有效实现了可解释的电力系统分析自动化，并以模块化、可扩展的方式处理此前未见任务，显著降低了人工工作量和领域专业知识要求。

[89] 的作者专注于通过引入 GraphSearch 来改进基于图形的检索增强生成 (GraphRAG)，GraphSearch 是一种 Agentic 深度搜索工作流，整合了语义文本块与结构化图知识的双通道检索，具备迭代式、多轮推理和模块化阶段，能够更好地揭示相关证据并利用图结构。GraphSearch 提升了大型语言模型与结构化图数据交互及推理的能力，解决了浅层检索和图信息利用效率低下的问题。他们在六个多跳 RAG 基准上评估了 GraphSearch，结果表明其在答案准确率和生成质量方面均显著优于传统 RAG 策略，证实了其 Agentic 方法在图检索增强生成中的有效性。表 IV 总结了近期基于图形、智能体与语言模型集成框架的进展。

IX. 应用

本节重点介绍了图与大模型融合在多个领域的实际应用。通过结合图的结构化表示能力与大模型的语义推理能力，这些系统能够为复杂问题提供更准确、可解释且上下文感知的解决方案。

基于图的表示能够显式建模实体、关系和依赖，而大模型则提供灵活的推理、自然语言理解和生成能力。两者的结合在需要同时处理结构化知识和非结构化数据的领域中表现尤为有效。

在本节中，我们回顾了关键领域中的代表性应用，包括网络安全、医疗健康、推荐系统和治理。针对每个领域，我们探讨了图-大语言模型 (Graph-LLM) 方法如何提升性能、增强可解释性，并解决特定领域的挑战。这些案例展示了图-大语言模型融合的实际影响，并突显了现实世界部署中的新兴趋势。

A. 网络安全与恶意软件分析

将大模型 (LLMs) 与基于图的表示相结合，已成为网络安全和恶意软件分析中的强大范式。控制流图、调用图和依赖图等图结构能够捕捉难以混淆的丰富结构关系，而大模型则提供了高层次的语义理解与推理能力。通过将基于语言的推理建立在明确的程序和交互结构之上，这些混合方法增强了对代码混淆、多态性以及快速演变的攻击策略的鲁棒性。

近期研究表明，图增强型大语言模型框架能够通过推理结构模式而非仅依赖表面代码特征，揭示潜在的恶意行为。例如，结合簇感知图建模与大语言模型辅助恢复的方法，可有效提升混淆 JavaScript 恶意软件的检测能力；而图引导的漏洞检测系统则将大语言模型的推理聚焦于安全关键执行路径。这些方法不仅持续提升检测准确率并减少了假阳性，还为安全告警的潜在成因提供了可解释的洞察。

除了恶意软件检测之外，基于图的大模型 (Graph-LLM) 融合技术已成功应用于在线生态中对抗性行为与自动化行为的识别。用户交互与网络行为的基于图的表示提供了上下文信号，可补充大模型的语义分析，从而实现协同攻击或由大模型驱动的机器人活动的检测。总体而言，这些进展突显了增强型图-大模型在下一代网络安全解决方案中作为可扩展、可解释且具有韧性的基础所具备的有效性。

在 [104] 中，作者专注于检测经过刻意混淆的恶意 JavaScript 代码。他们提出了一种名为 DeCoda 的混合方法，该方法结合了基于语言模型 (LLM) 的去混淆技术与一种簇感知的代码图学习方法。语言模型用于逐步重构并规范化混淆后的 JavaScript 代码为抽象语法树 (AST)，随后，一种具有结点到簇注意力机制的分层图模型能够捕捉代码图中局部和全局的结构关系。该框架在两个基准恶意 JavaScript 数据集上进行了评估，其检测性能显著优于当前最先进的基准方法 (例如，F1 得分约为 94–97%)。

在 [105] 中，作者通过增强大模型 (LLMs) 的结构化代码信息和上下文学习能力，专注于提升软件漏洞检测性能。他们提出了一种名为 GRACE 的框架，该框架将图结构表示 (包括抽象语法树、程序依赖图和控制流图等代码图信息) 融入大模型提示中，并采用演示选择模块，基于语义、语法和词汇相似度检索相似的代码示例。增强的漏洞检测模块结合领域知识、基于图形的

表 IV
图、智能体与大语言模型为基础的集成框架的简化对比，突出其关键贡献与能力

Model	Category	Method Overview	Key Contribution
Agent-as-a-Judge [90]	Evaluation	Multi-agent evaluation with planning, verification, and debate	Framework for reliable LLM evaluation
MAGMA [91]	Memory	Multi-graph memory (semantic, temporal, causal) with guided traversal	Improves interpretability and long-context reasoning
Graph-S3 [92]	Graph Reasoning	Stepwise supervised retrieval using synthetic pipelines	Improves accuracy and F1 on QA benchmarks
AgenticMath [93]	Data Generation	Multi-agent math data generation with filtering and CoT augmentation	Matches larger models via high-quality data
AriGraph [94]	Memory Graph	Dynamic KG with episodic + semantic memory updates	Outperforms RAG and full-history baselines
AgentBench [95]	Benchmark	Multi-task agent evaluation across planning and reasoning	Identifies long-horizon reasoning gaps
Self-Refine [96]	Refinement	Iterative self-critique (Draft → Critique → Refine)	Improves generation quality
ToolStorm [97]	Tools	Unified tool integration with API chaining	Enhances task success and composability
COT-PLUS [98]	Reasoning	Structured planning with recursive decomposition	Outperforms standard CoT reasoning
GraphAgents [99]	Scientific Agent	KG-guided multi-agent reasoning	Improves cross-domain problem solving
ReaGAN [100]	Graph Learning	Node-level agent reasoning with GNN + RAG	Strong performance on graph benchmarks
GraphCodeAgent [101]	Code Generation	Dual-graph modeling for repository-level code generation	Outperforms repo-level RAG
AgentVNE [102]	Graph RL	LLM + graph RL for agent placement	Reduces latency and improves acceptance
AgentEdge [103]	Edge Systems	Multi-agent orchestration in edge-cloud environments	Improves efficiency and reduces API calls

提示和上下文示例，引导大模型更准确地识别漏洞。该方法在三个广泛研究的漏洞检测基准数据集（Reveal、FFmpeg+Qemu 和 Big-Vul）上进行了评估，GRACE 在 F1 得分方面显著优于现有的基于 token 和基于图的基准方法。

在 [106] 中，作者专注于评估并提升大语言模型 (LLMs) 在源代码软件漏洞检测中的应用。他们系统地分析了前沿大模型如何通过比较不同的提示策略（如基础漏洞查询、CWE 特定提示以及基于数据流分

析的提示），来引导模型对代码语义进行推理，从而检测 C/C++ 及其他语言中的安全缺陷。评估在多个流行的代码漏洞数据集（包括 Juliet、OWASP Juliet、CVEFixes 等）上进行，以衡量不同漏洞类型下的检测性能和 F1 得分。结果突显了当前大模型方法在漏洞检测中的优势与局限性，并为改进提示设计和上下文感知推理指明了方向。

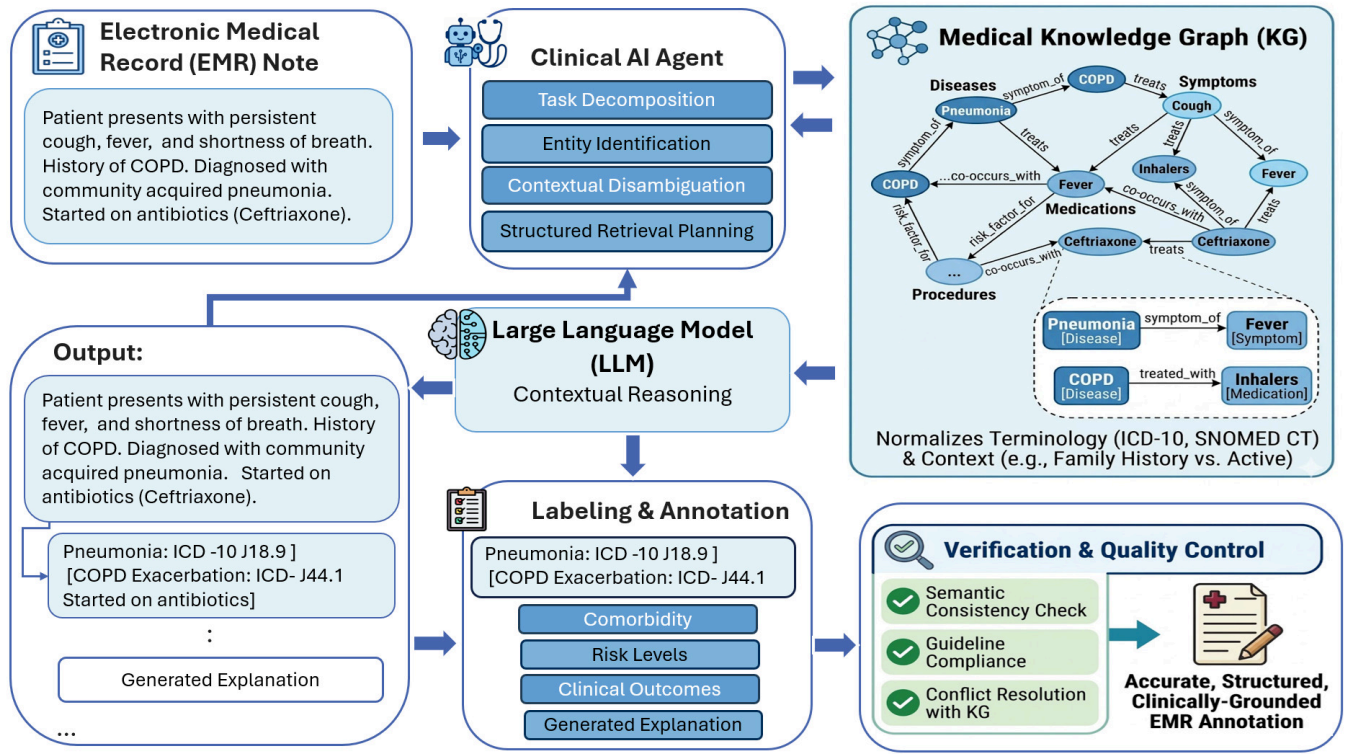


图 6. 电子病历 (EMR) 标注的图-智能体-大语言模型集成架构, 包括临床智能体推理、知识图谱锚定和验证模块

B. 医疗与生物医学知识图谱

在医疗健康和生物医学领域, 大模型与知识图谱的融合解决了数据异构性、领域专属性以及可解释性等方面的关键挑战。生物医学知识本质上具有关系性, 涉及基因、疾病、药物、表型和临床结果之间的复杂相互作用。知识图谱为这些关系提供了结构化表示, 使大模型能够基于经过筛选和证据支持的医学知识进行推理。

近期的系统展示了知识图谱增强的大模型如何支持高级临床与研究任务。基于网络规模的生物医学知识图谱能够实现对治疗路径、分子机制和临床证据的交互式探索, 从而支持精准医疗中的决策制定。同样, 由大模型驱动的生物医学助手利用表型和基因组图谱, 促进对大规模多样化生物医学数据集的结构化查询、假设生成和知识发现。

图增强的大模型在心理健康评估和疾病监测方面也展现出潜力。通过将症状、行为信号和临床指标建模为相互关联的图元素, 这些方法提升了基于大模型预测的可靠性和上下文感知能力。总体而言, 知识图谱与大模型的协同作用增强了透明度、事实一致性和可信度, 这对于实际医疗保健和生物医学应用至关重要。

在 [107] 中, 作者专注于构建一个面向网络规模的混合知识图谱与大语言模型 (KG-LLM) 系统, 以

支持最优癌症治疗与护理的交互式辅助。他们提出了 CancerKG.ORG, 一个集成平台, 能够自动摄入并组织最新的同行评审医学知识, 构建可验证的知识图谱, 并将其与语言模型结合用于信息检索与推理。知识图谱作为约束机制, 有效减少幻觉现象, 确保响应基于已验证的医学事实。该系统在真实世界的癌症治疗与临床信息任务上进行了评估, 结果表明其相较于独立的语言模型或知识图谱方法, 显著提升了信息检索的质量。

在 [108] 中, 作者致力于使非专家用户能够通过自然语言和大模型 (LLMs) 交互式地查询和探索大型生物医学知识图谱。他们提出了 Phenomics Assistant, 一个基于聊天的原型界面, 该界面将用户问题转化为对 Monarch 知识图谱 (一个整合基因、疾病和表型数据的综合性生物医学 KG) 的调用, 利用大模型 (LLMs) 解释并优化查询, 并返回基于知识图谱的、简明准确的回答。该系统在基准基因-疾病关联和基因别名查询任务上进行了评估, 结果表明, 结合知识图谱访问的大模型生成的答案显著优于独立大模型的回答。

在 [109] 中, 作者通过将完整的多模态访谈数据 (问题、回答文本、音频和视频) 建模为结构元素图 (SEGA), 专注于从临床访谈录音中实现抑郁症的自动检测。他们提出了 SEGA, 这是一种与人类对访谈要素的专业知识

一致的有向非循环图表示,并结合基于原则的大模型数据增强和图对比学习来应对数据稀缺问题。该方法在两个真实世界的抑郁症语料库(英文和中文)上进行了评估,结果表明,SEGA 在抑郁症分类任务上显著优于强大的基准方法以及 GPT-3.5 和 GPT-4 等大模型。

C. 推荐系统

推荐系统越来越多地采用图增强的大模型来克服传统协同过滤和神经推荐方法的局限性。用户与物品之间的交互、社交关系以及上下文依赖关系可以自然地表示为图结构,从而捕捉到直接关系和高阶关系信息。当这些图结构与大模型的推理和对话能力相结合时,能够实现更加个性化、自适应且具备上下文感知的推荐。

近期研究显示,图增强的大模型能够有效建模长距离依赖关系和不断变化的用户意图,尤其是在对话推荐场景中。知识图谱和交互图通过提供用户偏好、物品属性及历史行为的结构化表示,引导大模型进行推理。这种融合在稀疏数据情景下提升了性能,并增强了对噪声或不完整交互历史的鲁棒性。

此外,图与大模型的融合显著提升了推荐系统中的可解释性。通过追踪知识图谱中的路径和关系,基于大模型的推荐系统能够生成透明且符合用户需求的推荐解释。这些能力使增强图的大模型成为构建可信、交互式 and 以人为中心的推荐平台的关键技术。

在 [110] 中,作者专注于通过利用大模型 (LLMs) 增强用户-物品交互图来改善稀疏反馈下的推荐系统。他们提出了 LLMRec 框架,该框架采用三种简单的基于 LLM 的图增强策略:强化交互边、提升物品属性理解以及生成用户画像信息,并结合降噪与鲁棒化机制以优化增强后的数据。该方法在基准推荐数据集(如 MovieLens 和 Netflix)上进行了评估,结果表明,经过 LLM 增强的图相比当前最先进的基准方法能够带来更优的推荐性能。

在 [111] 中,作者重点回顾了图神经网络 (GNNs) 在知识图谱表示与推理应用中的能力及其当前局限性。他们系统地分析了标准 GNN 架构为何在长距离推理、多跳推理以及符号关系结构上的组合泛化任务中面临困难。论文讨论了理论上的限制(例如表达能力的界)和实际挑战(例如可扩展性和异质性),并综述了现有扩展与替代方案,旨在弥合 GNN 与符号关系模型之间的差距。该工作并未提出新的数据集或新算法,而是综合了先前研究中的实证与理论成果,以勾勒未来的研究方向。

D. 教育、法律与治理

在教育、法律和治理领域,图增强的大模型能够应对对复杂、规则驱动且高度互联的知识源进行结构化推理的需求。法律框架、教育课程和政策文件天然适合用图表示,其中实体与法规通过正式关系相互关联。将这些图与大模型结合,可实现基于权威且结构化知识的精准问答和决策支持。

最近的应用表明,基于图形增强的大型语言模型系统能够有效支持合规性监管和法律分析。例如,用于人工智能治理的基于图形增强的问答系统,利用法律文本的结构化表示,在监管转移过程中引导大型语言模型的推理。将大型语言模型的输出锚定在基于图形的法律知识上,可减少幻觉现象,并提高高风险决策环境中的事实可靠性。

在教育和公共管理领域,大模型赋能的知识图谱构建促进了可扩展的知识获取与智能辅助。跨领域的教育知识图谱使大模型能够将学生查询与结构化学习目标对齐,而服务领域的图谱则支持面向治理的信息高效检索。这些应用凸显了图谱与大模型融合在推动社会机构透明度、问责制和科学决策方面的价值。

在 [112] 中,作者专注于构建一个结构化的知识库,用以表示欧盟《人工智能法案》引入的法律概念、义务、风险类别及监管要求。他们设计了一种基于本体的模型,用于捕捉该法案条款的语义、不同利益相关方角色(如提供者、部署者、使用者)的责任,以及风险等级与合规义务之间的关系。该方法结合了法律分析、本体工程和知识图谱构建,将法律规范形式化为可被机器读取的表示。作者构建并发布了相应的《人工智能法案知识库》(AI-KB),并通过示例查询展示了其应用,说明结构化表示如何支持合规检查、自动化推理和利益相关方指导。该报告并未使用机器学习意义上的“数据集”,而是以《欧洲人工智能法案》及其相关法律文件的文本为主要来源,从中提取并编码概念至知识图谱中。

在 [113] 中,作者专注于从多样化的教育数据源构建知识图谱,以支持高等教育背景下的大语言模型 (LLM) 驱动的问答系统。他们提出了一种自动化的跨数据知识图谱构建方法,将结构化和非结构化的教育内容(例如关系型数据库、文本、API)整合到统一的知识图谱中,并展示了如何将该知识图谱与大语言模型(如 ChatGPT)结合,以回答教育相关问题。该方法通过在胡志明市科技大学 (HCMUT) 进行的案例研究,在教育问答任务上进行了评估,证明了所构建的知识图谱在

提升答案相关性和组织性方面的有效性。

本文中, 作者致力于构建一个大规模、开放的服务领域知识图谱, 以支持服务计算研究。他们提出了 BEAR, 一种基于全面且手动设计的服务本体以及 zero-shot 语言模型驱动的知识提取框架构建的服务领域知识图谱。该方法自动生成受本体引导的提示, 并利用大语言模型从未标注的异构数据源中提取高质量的实体、关系和属性, 无需监督训练。所构建的知识图谱包含超过 13.3 万个实体、16.9 万条关系和 42.4 万条事实属性, 其可行性和丰富性通过实证分析得到验证, 而非依赖传统的机器学习基准数据集。

X. 开放挑战与未来方向

基于调研的文献以及本文分析的集成模式, 几个开放性挑战浮现出来, 这些挑战限制了图-大语言模型系统的实际部署和理论理解。这些挑战与本综述中讨论的设计选择密切相关, 包括图构建、检索、推理以及混合图神经网络-大语言模型架构。

A. 可扩展性

可扩展性是本综述所回顾的几乎所有图-大语言模型 (Graph-LLM) 集成范式中反复出现的挑战。基于大语言模型的知识图谱构建方法 (第 3 节) 通常依赖于文档分块、迭代提示和多阶段验证流水线, 在处理大规模语料库或持续演化的数据源时会产生较高的计算成本。类似地, GraphRAG 系统 (第 4.1 节) 需要图感知的检索、子图提取或路径扩展, 随着图的规模和推理深度的增加, 这些操作可能变得难以承受。

混合 GNN-LLM 模型 (第 5 节) 通过将图神经网络的消息传递与大语言模型推理相结合, 进一步加剧了可扩展性问题, 导致内存占用增加和推理延迟上升。这些限制在大规模知识图谱、网络安全中的程序图以及多模态环境中的动态场景图中尤为明显。未来的研究应聚焦于分层图抽象、近似或自适应子图检索, 以及增量图更新, 以实现无需牺牲结构保真度的可扩展推理。

B. 图-大语言模型对齐

本综述中突出的一个核心挑战是图结构与大模型推理行为之间的对齐问题。尽管图结构编码了明确的关系约束, 但大模型在潜在的语言空间中运行, 可能无法始终遵循图的拓扑结构、边语义或逻辑依赖关系。这种不一致在多个调研情景中表现明显, 包括第 3 节所述

的大模型辅助知识图谱构建, 可能出现幻觉关系或模式漂移; 以及第 6 节所述的大模型增强型知识图谱问答, 生成式推理可能偏离基于图的证据。

现有方法通过提示工程、图序列化或事后验证来解决对齐问题; 然而, 这些解决方案仍然脆弱且任务特定。确保大模型推理在多跳和不完整图场景下忠实遵循图约束, 仍是未解难题。未来方向包括结构感知的分词、图约束的解码、更紧密的神经符号耦合, 以及显式惩罚图不一致生成的联合目标。

C. 基准差距

尽管已提出多个图-大语言模型系统的基准 (第 10 节), 当前的评估体系仍呈碎片化状态。许多基准仅关注孤立的任務, 如节点分类、链接预测或事实型问答, 而对本综述强调的复杂推理场景覆盖不足, 包括多跳 GraphRAG 推理、动态知识图谱更新、因果推断以及跨模态场景图理解。

此外, 大多数评估侧重于任务准确率, 而忽略了幻觉率、对图证据的忠实度、推理路径正确性以及图不完整或噪声的鲁棒性等关键维度。这一差距在网络安全和医疗健康等以应用为导向的领域尤为明显, 因为在这些领域中, 可靠性与可解释性与预测性能同样重要。开发能够反映现实世界图-大语言模型工作负载的统一多维度基准, 仍是未来研究的重要方向。

D. 可信且可解释的图-大语言模型

可信性与可解释性在所有被调查的应用中均成为跨领域的关键关切。尽管图结构通过路径、子图和关系链为可解释推理提供了天然基础, 但如果未明确加以约束, 基于大语言模型的推理仍可能产生不透明或缺乏依据的解释。这一问题在网络安全、医疗健康、法律以及治理等高风险领域尤为关键 (第 9 节)。

本综述中所回顾的多项研究利用图结构作为约束, 以减轻幻觉问题, 但确保生成的答案既正确又可验证地基于图证据仍具挑战性。未来的研究应着重于忠实的解释生成、显式的推理迹提取、考虑不确定性的推理以及基于图的验证机制。增强图-大语言模型系统的可信度, 对于其在现实世界决策流水线中的安全部署至关重要。

XI. 结论

本调查系统地考察了图与大语言模型融合的新兴格局, 回答了图与大语言模型应在何时、为何、何地以

表 V
何时、为何、何地以及如何针对不同的图-大语言模型集成范式进行使用。

Paradigm	What is it	When to Use	Why Use It	Where It Is Applied
LLM-Assisted Knowledge Graph Construction	LLMs extract entities and relations from text to automatically build knowledge graphs.	When large amounts of unstructured documents need to be converted into structured knowledge.	Reduces manual annotation and simplifies traditional multi-step extraction pipelines.	Scientific literature mining, enterprise knowledge bases, biomedical knowledge graphs.
Graph-Enhanced LLM Reasoning (GraphRAG)	LLMs reason over retrieved graph structures instead of flat text documents.	When tasks require multi-hop reasoning across related facts.	Graphs preserve relationships between facts and improve reasoning consistency.	Question answering, fact verification, domain-specific search systems.
Hybrid GNN-LLM Models	Combines Graph Neural Networks for structural learning with LLMs for semantic reasoning.	When both structural graph patterns and textual semantics are important.	Leverages strengths of both models: GNNs capture topology while LLMs understand language.	Molecular property prediction, recommender systems, knowledge graph learning.
KGQA with LLM	LLMs interpret questions and retrieve answers from knowledge graphs.	When users need natural language access to structured knowledge.	Provides interpretable reasoning over structured knowledge bases.	Search engines, enterprise assistants, legal and financial knowledge systems.
Scene Graph + LLM	LLMs reason over scene graphs representing objects and spatial relationships.	When tasks require visual scene understanding and spatial reasoning.	Scene graphs provide structured representations of visual environments.	Robotics, autonomous navigation, visual question answering, AR/VR systems.
Graph-Agent-LLM Integration	LLMs act as agents that plan tasks and interact with graph-based memory or workflows.	When solving complex multi-step tasks requiring planning and tool use.	Agents enable autonomous reasoning, coordination, and workflow execution.	Scientific discovery systems, automated analytics, engineering decision systems.

及如何结合的根本性问题。通过按照图模态、融合策略和应用目标对先前工作进行组织，我们提供了涵盖 LLM 辅助图构建、图增强推理、混合 GNN-LLM 模型、知识图谱问答 (KGQA)、场景图理解及领域特定应用的方法的统一视图。

我们的分析表明，图-大语言模型 (LLM) 融合在需要结构化推理、多跳推理和事实基础的任务中具有明显优势，但也带来了可扩展性、对齐性、评估和可信度

等方面的新挑战。重要的是，图-大语言模型方法的有效性取决于精心的设计选择，而非简单的通用集成。

我们相信，该领域未来的发展将由更紧密的神经符号对齐、可扩展的图感知推理机制、真实的评估基准以及对可解释性和可靠性的高度重视所推动。本综述旨在为寻求构建稳健、结构感知且可信的图-大语言模型系统的研究人员和实践者提供参考和设计指南。

参考文献

- [1] C. Yang, C. Zhou, Y. Xiao, S. Dong, L. Zhuang, Y. Zhang, Z. Wang, Z. Hong, Z. Yuan, Z. Xiang, *et al.*, “Graph-based agent memory: Taxonomy, techniques, and applications,” *arXiv preprint arXiv:2602.05665*, 2026.
- [2] Q. He, J. Yu, and W. Wang, “Large language model-enhanced symbolic reasoning for knowledge base completion,” *IEEE Transactions on Audio, Speech and Language Processing*, 2026.
- [3] J. Zhu, Z. Chen, P. D. Meo, J. Guan, Z. Han, and W. Shi, “Knowpath: An llm-supported knowledge graph construction and path finding framework to explainable mooc recommendations,” *ACM Transactions on Information Systems*, vol. 44, no. 2, pp. 1–28, 2026.
- [4] X. Yang, R. Zhong, Y. Chen, G. Peng, D. Yao, C. Chen, C. Wang, D. Zhang, Y. Zhou, and Z. Yang, “Cti-thinker: an llm-driven system for cti knowledge graph construction and attack reasoning,” *Cybersecurity*, vol. 9, no. 1, p. 106, 2026.
- [5] H. Zhang, Z. Li, and J. Liu, “Scenellm: Implicit language reasoning in llm for dynamic scene graph generation,” *Pattern Recognition*, vol. 170, p. 111992, 2026.
- [6] M. Yu, S. Luo, and X. Chen, “Graphpilot: Gui task automation with one-step llm reasoning powered by knowledge graph,” *arXiv preprint arXiv:2601.17418*, 2026.
- [7] Y. Xiao, C. Zhou, Q. Zhang, B. Li, Q. Li, and X. Huang, “Reliable reasoning path: Distilling effective guidance for llm reasoning with knowledge graphs,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2026.
- [8] X. Tong, K. Li, and J. Bao, “Gnn-llm hybrid cognitive architectures for generative task adaptation in multi-human multi-robot collaborative disassembly,” *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 98, p. 103169, 2026.
- [9] H. Tao, Y. Zhang, Z. Tang, H. Peng, X. Zhu, B. Liu, Y. Yang, Z. Zhang, Z. Xu, H. Zhang, *et al.*, “Code graph model (cgm): A graph-integrated large language model for repository-level software engineering tasks,” *arXiv preprint arXiv:2505.16901*, 2025.
- [10] S. Ahn, S. Shin, and Y.-D. Seo, “Enriching semantic profiles into knowledge graph for recommender systems using large language models,” *arXiv preprint arXiv:2601.08148*, 2026.
- [11] S. Li, J. Gong, and A. A. Ramirez Molina, “Approximate knowledge graphs: Privacy-preserving healthcare data synthesis via llm-driven approximation,” in *Proceedings of the ACM/IEEE International Conference on Connected Health: Applications, Systems and Engineering Technologies*, pp. 458–463, 2025.
- [12] C. Park, H. Lee, S. Lee, and O. Jeong, “Synergistic joint model of knowledge graph and llm for enhancing xai-based clinical decision support systems,” *Mathematics*, vol. 13, no. 6, p. 949, 2025.
- [13] C. Liu, K. H. Hettige, Q. Xu, C. Long, S. Xiang, G. Cong, Z. Li, and R. Zhao, “St-llm+: Graph enhanced spatio-temporal large language models for traffic prediction,” *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2025.
- [14] R. Erlemann, C. C. Morris, and S. Sathe, “Full-stack knowledge graph and llm framework for post-quantum cyber readiness,” *arXiv preprint arXiv:2601.03504*, 2026.
- [15] G. Faye, W. Ouerdane, G. Gadek, S. Gatepaille, and C. Hudelot, “Tegra: Text encoding with graph and retrieval augmentation for misinformation detection,” *arXiv preprint arXiv:2602.11106*, 2026.
- [16] Y. Xu, A. Li, X. Guo, J. C. Chan, X. Gong, H. H. Kwok, and J. C. Cheng, “Automated carbon-aware assessment of openbim-based ductwork design using knowledge graph-augmented llm multi-agent framework,” *Automation in Construction*, vol. 181, p. 106611, 2026.
- [17] Z. Chen, Y. Liu, J. Liu, and W. Gao, “Combining llm semantic reasoning with gnn structural modeling for multi-view multi-label feature selection,”

- arXiv preprint arXiv:2511.08008*, 2025.
- [18] V. H. G. Moia, I. J. Sanz, G. A. F. Rebello, R. D. de Meneses, B. Hitaj, and U. Lindqvist, “Llm in the middle: A systematic review of threats and mitigations to real-world llm-based systems,” *Computer Science Review*, vol. 61, p. 100916, 2026.
 - [19] D. Li, B. Jiang, L. Huang, A. Beigi, C. Zhao, Z. Tan, A. Bhattacharjee, Y. Jiang, C. Chen, T. Wu, *et al.*, “From generation to judgment: Opportunities and challenges of llm-as-a-judge,” in *Proceedings of the 2025 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 2757–2791, 2025.
 - [20] T. N. Kipf and M. Welling, “Semi-supervised classification with graph convolutional networks,” *arXiv preprint arXiv:1609.02907*, 2016.
 - [21] W. Hamilton, Z. Ying, and J. Leskovec, “Inductive representation learning on large graphs,” *Advances in neural information processing systems*, vol. 30, 2017.
 - [22] F. Wu, A. Souza, T. Zhang, C. Fifty, T. Yu, and K. Weinberger, “Simplifying graph convolutional networks,” in *International conference on machine learning*, pp. 6861–6871, Pmlr, 2019.
 - [23] F. Scarselli, M. Gori, A. C. Tsoi, M. Hagenbuchner, and G. Monfardini, “The graph neural network model,” *IEEE transactions on neural networks*, vol. 20, no. 1, pp. 61–80, 2008.
 - [24] C. Ying, T. Cai, S. Luo, S. Zheng, G. Ke, D. He, Y. Shen, and T.-Y. Liu, “Do transformers really perform badly for graph representation?,” *Advances in neural information processing systems*, vol. 34, pp. 28877–28888, 2021.
 - [25] N. Mihindukulasooriya, S. Tiwari, C. F. Enguix, and K. Lata, “Text2kgbench: A benchmark for ontology-driven knowledge graph generation from text,” in *International semantic web conference*, pp. 247–265, Springer, 2023.
 - [26] Q. Sun, Y. Luo, W. Zhang, S. Li, J. Li, K. Niu, X. Kong, and W. Liu, “Docs2kg: A human-llm collaborative approach to unified knowledge graph construction from heterogeneous documents,” in *Companion Proceedings of the ACM on Web Conference 2025*, pp. 801–804, 2025.
 - [27] K. Gillani, E. Novak, K. Kenda, and D. Mladenović, “Knowledge graph extraction from textual data using llm,” in *Information Society Conferences*, 2024.
 - [28] M. Trajanoska, R. Stojanov, and D. Trajanov, “Enhancing knowledge graph construction using large language models,” *arXiv preprint arXiv:2305.04676*, 2023.
 - [29] L. Huang and X. Xiao, “Ctikg: Llm-powered knowledge graph construction from cyber threat intelligence,” in *First Conference on Language Modeling*, 2024.
 - [30] V. K. Kommineni, B. König-Ries, and S. Samuel, “From human experts to machines: An llm supported approach to ontology and knowledge graph construction,” *arXiv preprint arXiv:2403.08345*, 2024.
 - [31] L.-P. Meyer, C. Stadler, J. Frey, N. Radtke, K. Junghanns, R. Meissner, G. Dziwis, K. Bulert, and M. Martin, “Llm-assisted knowledge graph engineering: Experiments with chatgpt,” in *Working conference on artificial intelligence development for a resilient and sustainable tomorrow*, pp. 103–115, Springer, 2023.
 - [32] A. Barua, R. Amini, S. S. Norouzi, R. Amini, and P. Hitzler, “Complex ontology alignment using llms: A case study,” 2022.
 - [33] S. Carta, A. Giuliani, L. Piano, A. S. Podda, L. Pompianu, and S. G. Tiddia, “Iterative zero-shot llm prompting for knowledge graph construction,” *arXiv preprint arXiv:2307.01128*, 2023.
 - [34] H. Sansford, N. Richardson, H. P. Maretic, and J. N. Saada, “Grapheval: A knowledge-graph based llm hallucination evaluation framework,” *arXiv preprint arXiv:2407.10793*, 2024.
 - [35] L.-P. Meyer, J. Frey, K. Junghanns, F. Brei, K. Bulert, S. Gründer-Fahrer, and M. Martin, “Developing a scalable benchmark for assessing large language models in knowledge graph engi-

- neering,” *arXiv preprint arXiv:2308.16622*, 2023.
- [36] J. Wu, J. Zhu, Y. Qi, J. Chen, M. Xu, F. Menolascina, Y. Jin, and V. Grau, “Medical graph rag: Evidence-based medical large language model via graph retrieval-augmented generation,” in *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pp. 28443–28467, 2025.
- [37] Y. Hu, W. Xuan, Q. Zhou, Z. Li, Y. Li, J. Hu, and F. Fang, “A self-correcting agentic graph rag for clinical decision support in hepatology,” *Frontiers in medicine*, vol. 12, p. 1716327, 2025.
- [38] B. Peng, Y. Zhu, Y. Liu, X. Bo, H. Shi, C. Hong, Y. Zhang, and S. Tang, “Graph retrieval-augmented generation: A survey,” *ACM Transactions on Information Systems*, vol. 44, no. 2, pp. 1–52, 2025.
- [39] C. Mavromatis and G. Karypis, “Gnn-rag: Graph neural retrieval for efficient large language model reasoning on knowledge graphs,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2025*, pp. 16682–16699, 2025.
- [40] S. Li, Z. Liu, Z. Gui, H. Chen, and W. Zhang, “Enrich-on-graph: Query-graph alignment for complex reasoning with llm enriching,” in *Proceedings of the 2025 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pp. 7683–7703, 2025.
- [41] X. Ren, J. Tang, D. Yin, N. Chawla, and C. Huang, “A survey of large language models for graphs,” in *Proceedings of the 30th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 6616–6626, 2024.
- [42] J. Zhao, M. Qu, C. Li, H. Yan, Q. Liu, R. Li, X. Xie, and J. Tang, “Learning on large-scale text-attributed graphs via variational inference,” *arXiv preprint arXiv:2210.14709*, 2022.
- [43] Y. Qiao, X. Ao, Y. Liu, J. Xu, X. Sun, and Q. He, “Login: A large language model consulted graph neural network training framework,” in *Proceedings of the Eighteenth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, pp. 232–241, 2025.
- [44] B. Pan, Z. Zhang, Y. Zhang, Y. Hu, and L. Zhao, “Distilling large language models for text-attributed graph learning,” in *Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 1836–1845, 2024.
- [45] Z. Guo, L. Xia, Y. Yu, Y. Wang, K. Lu, Z. Huang, and C. Huang, “Graphedit: Large language models for graph structure learning,” *arXiv preprint arXiv:2402.15183*, 2024.
- [46] R. Chen, T. Zhao, A. Jaiswal, N. Shah, and Z. Wang, “Llaga: Large language and graph assistant,” *arXiv preprint arXiv:2402.08170*, 2024.
- [47] Z. Zhang, X. Wang, H. Zhou, Y. Yu, M. Zhang, C. Yang, and C. Shi, “Can large language models improve the adversarial robustness of graph neural networks?,” in *Proceedings of the 31st ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining V. 1*, pp. 2008–2019, 2025.
- [48] L. Wang, Y. Wang, B. Ni, Y. Zhao, H. Wang, Y. Ma, and T. Derr, “Save-tag: Llm-based interpolation for long-tailed text-attributed graphs,” *arXiv preprint arXiv:2410.16882*, 2024.
- [49] C. Mavromatis and G. Karypis, “Gnn-rag: Graph neural retrieval for large language model reasoning,” *arXiv preprint arXiv:2405.20139*, 2024.
- [50] J. Wang, J. Wu, Y. Hou, Y. Liu, M. Gao, and J. McAuley, “Instructgraph: Boosting large language models via graph-centric instruction tuning and preference alignment,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2024*, pp. 13492–13510, 2024.
- [51] P. Baghersahi, G. Fournier, P. Nyati, and S. Medya, “From nodes to narratives: Explaining graph neural networks with llms and graph context,” 2025.
- [52] J. Tang, Y. Yang, W. Wei, L. Shi, L. Su, S. Cheng, D. Yin, and C. Huang, “Graphgpt: Graph instruction tuning for large language models,” in *Proceedings of the 47th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in In-*

- formation Retrieval*, pp. 491–500, 2024.
- [53] J. Tang, Y. Yang, W. Wei, L. Shi, L. Xia, D. Yin, and C. Huang, “Higpt: Heterogeneous graph language model,” in *Proceedings of the 30th ACM SIGKDD conference on knowledge discovery and data mining*, pp. 2842–2853, 2024.
- [54] L. Kong, J. Feng, H. Liu, C. Huang, J. Huang, Y. Chen, and M. Zhang, “Gofa: A generative one-for-all model for joint graph language modeling,” *arXiv preprint arXiv:2407.09709*, 2024.
- [55] H. Zhou, J. Du, C. Zhou, C. Yang, Y. Xiao, Y. Xie, and X. Huang, “Each graph is a new language: Graph learning with llms,” in *Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2025*, pp. 17548–17559, 2025.
- [56] W. Tao, H. Zhu, K. Tan, J. Wang, Y. Liang, H. Jiang, P. Yuan, and Y. Lan, “Finqa: A training-free dynamic knowledge graph question answering system in finance with llm-based revision,” in *Joint European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases*, pp. 418–423, Springer, 2024.
- [57] Z. Zhang, L. Wen, and W. Zhao, “A gail fine-tuned llm enhanced framework for low-resource knowledge graph question answering,” in *Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 3300–3309, 2024.
- [58] D. Shu, T. Chen, M. Jin, C. Zhang, M. Du, and Y. Zhang, “Knowledge graph large language model (kg-llm) for link prediction,” *arXiv preprint arXiv:2403.07311*, 2024.
- [59] Y. An, J. Greenberg, F. J. Uribe-Romo, D. A. Gómez-Gualdrón, K. Langlois, J. Furst, A. Kalinowski, X. Zhao, and X. Hu, “Knowledge graph question answering for materials science (kgqa4mat),” in *Research Conference on Metadata and Semantics Research*, pp. 18–29, Springer, 2023.
- [60] Y. Xu, S. He, J. Chen, Z. Wang, Y. Song, H. Tong, G. Liu, K. Liu, and J. Zhao, “Generate-on-graph: Treat llm as both agent and kg in incomplete knowledge graph question answering,” *arXiv preprint arXiv:2404.14741*, 2024.
- [61] J. Xu, Z. Wu, M. Lin, X. Zhang, and S. Wang, “Llm and gnn are complementary: Distilling llm for multimodal graph learning,” *arXiv preprint arXiv:2406.01032*, 2024.
- [62] H. Li, G. Zhu, L. Zhang, Y. Jiang, Y. Dang, H. Hou, P. Shen, X. Zhao, S. A. A. Shah, and M. Bennamoun, “Scene graph generation: A comprehensive survey,” *Neurocomputing*, vol. 566, p. 127052, 2024.
- [63] X. Chang, P. Ren, P. Xu, Z. Li, X. Chen, and A. Hauptmann, “A comprehensive survey of scene graphs: Generation and application,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 45, no. 1, pp. 1–26, 2021.
- [64] X. Chang, P. Ren, P. Xu, Z. Li, X. Chen, and A. Hauptmann, “Scene graphs: A survey of generations and applications,” *arXiv preprint arXiv:2104.01111*, vol. 2, 2021.
- [65] T. Zemskova and D. Yudin, “3dgraphllm: Combining semantic graphs and large language models for 3d scene understanding,” in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 8885–8895, 2025.
- [66] Z. Dai, A. Asgharivaskasi, T. Duong, S. Lin, M.-E. Tzes, G. Pappas, and N. Atanasov, “Optimal scene graph planning with large language model guidance,” in *2024 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 14062–14069, IEEE, 2024.
- [67] H. Yin, X. Xu, Z. Wu, J. Zhou, and J. Lu, “Sgnav: Online 3d scene graph prompting for llm-based zero-shot object navigation,” *Advances in neural information processing systems*, vol. 37, pp. 5285–5307, 2024.
- [68] C. Lv, M. Qi, X. Li, Z. Yang, and H. Ma, “Sgformer: Semantic graph transformer for point cloud-based 3d scene graph generation,” in *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 38, pp. 4035–4043, 2024.
- [69] K. Kim, K. Yoon, J. Jeon, Y. In, J. Moon,

- D. Kim, and C. Park, “Llm4sgg: Large language models for weakly supervised scene graph generation,” in *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 28306–28316, 2024.
- [70] Y.-H. Huang, W. Wang, S.-Y. Huang, and Y.-C. F. Wang, “Toward scene graph and layout guided complex 3d scene generation,” *arXiv preprint arXiv:2412.20473*, 2024.
- [71] S. Colombani, L. Brini, D. Ognibene, and G. Boccignone, “Time is on my sight: scene graph filtering for dynamic environment perception in an llm-driven robot,” *arXiv preprint arXiv:2411.15027*, 2024.
- [72] Z. Chen, J. Wu, Z. Lei, and C. W. Chen, “What makes a scene? scene graph-based evaluation and feedback for controllable generation,” *arXiv preprint arXiv:2411.15435*, 2024.
- [73] D. Yang, M. Kim, S. Mac Kim, B.-w. Kwak, M. Park, J. Hong, W. Woo, and J. Yeo, “Llm meets scene graph: Can large language models understand and generate scene graphs? a benchmark and empirical study,” in *Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*, pp. 21335–21360, 2025.
- [74] S. Zhao and H. Xu, “Less is more: Toward zero-shot local scene graph generation via foundation models,” *arXiv preprint arXiv:2310.01356*, 2023.
- [75] J. Wang, J. Li, Z. Ma, and R. Bai, “Sakr-edit: Scene-aware knowledge reasoning for text-to-image editing,” in *Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Multimedia*, pp. 10457–10466, 2025.
- [76] Z. Hu, A. Iscen, A. Jain, T. Kipf, Y. Yue, D. A. Ross, C. Schmid, and A. Fathi, “Scenecraft: An llm agent for synthesizing 3d scenes as blender code,” in *Forty-first International Conference on Machine Learning*, 2024.
- [77] K. Zheng, X. Chen, X. He, J. Gu, L. Li, Z. Yang, K. Lin, J. Wang, L. Wang, and X. E. Wang, “Editroom: Llm-parameterized graph diffusion for composable 3d room layout editing,” *arXiv preprint arXiv:2410.12836*, 2024.
- [78] S. Jeong, J. Park, M. Choi, Y. Kwon, and S. Lim, “Llm-powered scene graph representation learning for image retrieval via visual triplet-based graph transformation,” *Expert Systems with Applications*, vol. 286, p. 127926, 2025.
- [79] G. Chen, J. Li, and W. Wang, “Scene graph generation with role-playing large language models,” *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 37, pp. 132238–132266, 2024.
- [80] D. Platnick, M. Alirezaie, and H. Rahnema, “Enabling perspective-aware ai with contextual scene graph generation,” *Information*, vol. 15, no. 12, p. 766, 2024.
- [81] Y. Wei, M. R. Min, G. Vosselman, L. E. Li, and M. Y. Yang, “Planner3d: Llm-enhanced graph prior meets 3d indoor scene explicit regularization,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2025.
- [82] M. Xu, M. Wu, Y. Zhao, J. C. L. Li, and W. Ou, “Llava-spacesgg: Visual instruct tuning for open-vocabulary scene graph generation with enhanced spatial relations,” in *2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, pp. 6362–6372, IEEE, 2025.
- [83] Y. Zhao, Q. Zhang, X. Sun, and G. Liu, “Integraps: Integrating llm guidance with multimodal feature fusion for single-stage panoptic scene graph generation,” *Electronics*, vol. 14, no. 17, p. 3428, 2025.
- [84] W. Li, Z. Yu, Q. She, Z. Yu, Y. Lan, C. Zhu, R. Hu, and K. Xu, “Llm-enhanced scene graph learning for household rearrangement,” in *SIGGRAPH Asia 2024 Conference Papers*, pp. 1–11, 2024.
- [85] Z. Zhang, D. Chen, and J. Liao, “Sgedit: Bridging llm with text2image generative model for scene graph-based image editing,” *arXiv preprint arXiv:2410.11815*, 2024.
- [86] M. El Amine Boudjoghra, I. Laptev, and A. Dai, “Scanedit: Hierarchically-guided functional 3d

- scan editing,” in *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*, pp. 27105–27115, 2025.
- [87] H. Ji, Z. Wang, C. Pan, M. Han, Y. Zhu, D. Wang, and Z. Han, “Lafa: Agentic llm-driven federated analytics over decentralized data sources,” in *2025 IEEE International Conference on Cloud Computing Technology and Science (CloudCom)*, pp. 1–8, IEEE, 2025.
- [88] X. Chen *et al.*, “X-gridagent: An llm-powered agentic ai system for assisting power grid analysis,” *arXiv preprint arXiv:2512.20789*, 2025.
- [89] C. Yang, X. Wu, X. Lin, C. Xu, X. Jiang, Y. Sun, J. Li, H. Xiong, and J. Guo, “Graphsearch: An agentic deep searching workflow for graph retrieval-augmented generation,” *arXiv preprint arXiv:2509.22009*, 2025.
- [90] R. You, H. Cai, C. Zhang, Q. Xu, M. Liu, T. Yu, Y. Li, and W. Li, “Agent-as-a-judge,” *arXiv preprint arXiv:2601.05111*, 2026.
- [91] D. Jiang, Y. Li, G. Li, and B. Li, “Magma: A multi-graph based agentic memory architecture for ai agents,” *arXiv preprint arXiv:2601.03236*, 2026.
- [92] G. Chang, J. Su, J. Liu, P. Yang, Y. Shang, H. Zheng, H. Ma, Y. Liang, Y. Li, and Y. Liu, “Graph-s3: Enhancing agentic textual graph retrieval with synthetic stepwise supervision,” *arXiv preprint arXiv:2510.03323*, 2025.
- [93] X. Liu, Y. Liu, S. Wang, H. Cheng, A. Estornell, Y. Zhao, J. Shu, and J. Wei, “Agenticmath: Enhancing llm reasoning via agentic-based math data generation,” *arXiv preprint arXiv:2510.19361*, 2025.
- [94] P. Anokhin, N. Semenov, A. Sorokin, D. Evseev, A. Kravchenko, M. Burtsev, and E. Burnaev, “Arigraph: Learning knowledge graph world models with episodic memory for llm agents,” *arXiv preprint arXiv:2407.04363*, 2024.
- [95] S. Xia, Z. Xu, J. Chai, W. Fan, Y. Song, X. Wang, G. Yin, W. Lin, H. Zhang, and J. Wang, “From experience to strategy: Empowering llm agents with trainable graph memory,” *arXiv preprint arXiv:2511.07800*, 2025.
- [96] R. Zhao, S. Conia, E. Peng, M. Li, and S. Potdar, “Agree: Agentic reasoning for knowledge graph completion on emerging entities,” *arXiv preprint arXiv:2508.04118*, 2025.
- [97] Z. Zhang, X. Li, Y. Zuo, Y. Wen, Z. Fan, Z. Li, B. Zhou, R.-H. Li, and G. Wang, “When llm agents meet graph optimization: An automated data quality improvement approach,” *arXiv preprint arXiv:2510.08952*, 2025.
- [98] J. Dong, Z. Lin, W. Lin, and M. Zhang, “S-dag: A subject-based directed acyclic graph for multi-agent heterogeneous reasoning,” *arXiv preprint arXiv:2511.06727*, 2025.
- [99] I. A. Stewart, T. P. Hage, Y.-C. Hsu, and M. J. Buehler, “Graphagents: Knowledge graph-guided agentic ai for cross-domain materials design,” *arXiv preprint arXiv:2602.07491*, 2026.
- [100] M. Guo, X. Zhu, H. Xue, C. Zhang, S. Lin, J. Huang, Z. Ye, and Y. Zhang, “Reagan: Node-as-agent-reasoning graph agentic network,” *arXiv preprint arXiv:2508.00429*, 2025.
- [101] J. Li, X. Shi, K. Zhang, G. Li, Z. Jin, L. Li, H. Zhang, F. Liu, Y. Zhang, Z. Tao, *et al.*, “Graphcodeagent: Dual graph-guided llm agent for retrieval-augmented repo-level code generation,” *arXiv preprint arXiv:2504.10046*, 2025.
- [102] R. Zheng, Y. Zheng, Z. Cheng, L. Luo, H. Luo, G. Sun, H. Yu, and D. Niyato, “Agentvne: Llm-augmented graph reinforcement learning for affinity-aware multi-agent placement in edge agentic ai,” *arXiv preprint arXiv:2601.02021*, 2026.
- [103] Y. Lu, S. Zhang, C. Liu, R. Zhang, B. Ai, D. Niyato, W. Ni, X. Wang, and A. Jamalipour, “Agentic graph neural networks for wireless communications and networking towards edge general intelligence: A survey,” *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2026.
- [104] Z. Liang, X. Wang, Z. Hu, L. Song, L. Chen, J. Guo, Y. Wang, and Y. Tian, “Breaking ob-

- fuscation: Cluster-aware graph with llm-aided recovery for malicious javascript detection,” *arXiv preprint arXiv:2507.22447*, 2025.
- [105] G. Lu, X. Ju, X. Chen, W. Pei, and Z. Cai, “Grace: Empowering llm-based software vulnerability detection with graph structure and in-context learning,” *Journal of Systems and Software*, vol. 212, p. 112031, 2024.
- [106] J. Duan, W. Li, Q. Bai, M. Nguyen, X. Wang, and J. Jiang, “Llm-botguard: A novel framework for detecting llm-driven bots with mixture of experts and graph neural networks,” *IEEE Transactions on Computational Social Systems*, 2025.
- [107] M. Gubanov, A. Pyayt, and A. Karolak, “Cancerkg. org-a web-scale, interactive, verifiable knowledge graph-llm hybrid for assisting with optimal cancer treatment and care,” in *Proceedings of the 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management*, pp. 4497–4505, 2024.
- [108] S. T. O’ Neil, K. Schaper, G. Elsarboukh, J. T. Reese, S. A. Moxon, N. L. Harris, M. C. Munoz-Torres, P. N. Robinson, M. A. Haendel, and C. J. Mungall, “Phenomix assistant: An interface for llm-based biomedical knowledge graph exploration,” *bioRxiv*, pp. 2024–01, 2024.
- [109] Z. Chen, J. Deng, J. Zhou, J. Wu, T. Qian, and M. Huang, “Depression detection in clinical interviews with llm-empowered structural element graph,” in *Proceedings of the 2024 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (Volume 1: Long Papers)*, pp. 8181–8194, 2024.
- [110] W. Wei, X. Ren, J. Tang, Q. Wang, L. Su, S. Cheng, J. Wang, D. Yin, and C. Huang, “Llm-rec: Large language models with graph augmentation for recommendation,” in *Proceedings of the 17th ACM international conference on web search and data mining*, pp. 806–815, 2024.
- [111] Z. Chen, Z. Jiang, F. Yang, E. Cho, X. Fan, X. Huang, Y. Lu, and A. Galstyan, “Graph meets llm: A novel approach to collaborative filtering for robust conversational understanding,” *arXiv preprint arXiv:2305.14449*, 2023.
- [112] N. Aggio, “A graph-enhanced llm-based question answering system for the ai act,” 2023.
- [113] T. Bui, O. Tran, P. Nguyen, B. Ho, L. Nguyen, T. Bui, and T. Quan, “Cross-data knowledge graph construction for llm-enabled educational question-answering system: A case study at hcmut,” in *Proceedings of the 1st ACM Workshop on AI-Powered Q&A Systems for Multimedia*, pp. 36–43, 2024.

XII. 传记部分

如果您有一个 EPS/PDF 图片（需要 graphicx 宏包），则在 `\biography` 的可选参数内容周围需要添加额外的大括号，以防止 LaTeX 解析器在遇到可选参数中的复杂 `\includegraphics` 命令时产生混淆。（您可以创建一个包含 `\includegraphics` 命令的自定义宏，使此处的操作更简便。）

如果包含照片：



Michael Shell 使用 `\begin{IEEEbiography}`，然后在第一个参数中使用 `\includegraphics` 声明并链接作者照片。以作者姓名作为第三个参数，后接个人简介文本。

如果您不包含照片：

John Doe 使用 `\begin{IEEEbiographynophoto}` 和作者姓名作为参数，后接传记文本。