

成 绩	
评阅人	

复 旦 大 学

研 究 生 课 程 论 文

论文题目： 基于知识图谱与大语言模型融合的探索与展望

修读课程： 大数据前沿技术（COMP630065）

选课学期： 2024-2025 第一学期

选课学生： 任清宇

学 号： 24210240282

完成日期： 2024. 12. 21

基于知识图谱与大语言模型融合的探索与展望

一、背景

在当今数字化时代，知识图谱（Knowledge Graph, KG）和大语言模型（Large Language Models, LLM）作为人工智能领域的两大关键技术，各自展现出独特的优势与一定的局限性。知识图谱以其结构化的知识表示、精准的语义理解和强大的逻辑推理能力，在许多领域发挥着重要作用；然而，其构建过程复杂，数据更新困难，且缺乏对自然语言的理解。大语言模型则凭借对海量文本的学习，具有强大的语言生成和泛化能力，能够处理各种自然语言任务；但它们容易产生幻觉，缺乏知识的准确性，且在逻辑推理方面存在不足。

随着技术的不断发展，将 LLM 与 KGR 相结合的研究逐渐成为热点。这种融合旨在充分发挥两者的优势，弥补各自的不足。本文将探讨 LLM+KGR 技术在实际应用中的结合方式、应用场景以及面临的挑战。

二、LLM+KGR 技术概述

（一）LLM 与 KGR 的优势互补

大语言模型如 GPT4、Llama3 等，通过对大规模文本数据的预训练，能够理解和生成自然语言，处理各种自然语言相关任务，如问答、摘要、翻译等。基于其强大的语言理解能力，用户可以用自然语言与模型进行交互，获取所需信息。然而，LLM 缺乏对知识的结构化表示和精确推理能力，容易出现幻觉，即在生成文本时可能包含虚构的信息。

知识图谱则图结构存储实体、关系和属性等知识，能够进行高效的知识检索、推理和更新。在医学领域，知识图谱可以清晰地表示疾病、症状、治疗方法之间的三元组关系，为医疗决策提供准确的依据。但是构建知识图谱需要大量的人工标注和领域专家知识，且更新不及时，难以处理动态变化的知识。

将 LLM 与 KGR 相结合，可以实现优势互补。LLM 为 KGR 提供自然语言理解和生成能力，使其能够更好地与用户交互，处理自然语言查询；KGR 则为 LLM 提供结构化知识和推理能力，增强其回答的准确性，减少知识幻觉的发生。

（二）LLM+KGR 的融合方式

1. 知识图谱增强 LLM

实体链接与知识注入：在 LLM 的输入中，将文本中的实体链接到知识图谱中的相应节点，为模型提供额外的结构化知识。例如，当用户询问关于某部电影的信息时，LLM 可以通过知识图谱获取该电影的导演、演员、上映时间等信息，从而生成更准确的回答。

推理增强：

基于规则的推理应用：知识图谱中存储了大量的关系规则，例如在电影知识图谱中，“导演执导电影”“演员出演电影”等规则。LLM 可以利用这些规则进行推理。对于复杂的推理问题，可能涉及多步规则推理。例如，在一个包含电影奖项的知识图谱中，要回答“获得过 [奖项名称] 的演员出演过哪些导演的电影？”，LLM 需要先根据奖项与演员的关系找到获奖演员，再通过演员与电影、电影与导演的关系进行多步推理，最终给出答案。

除了基于规则的推理，LLM 还可以利用知识图谱中的路径信息进行推理。在知识图谱中，从一个实体到另一个实体可能存在多条路径，每条路径都蕴含着一定的语义信息。例如，在查询“与 [演员 A] 合作过且与 [演员 B] 有共同好友的演员”时，LLM 可以在知识图谱中搜索从演员 A 到其他演员的路径，以及从演员 B 到其他演员的路径，找到符合条件的共同路径上的演员，从而回答问题。为了提高路径搜索的效率和准确性，可以采用基于图算法的优化技术，如广度优先搜索（BFS）、深度优先搜索（DFS）等图遍历算法，快速找到相关路径并进行推理。同时，结合 LLM 对路径语义的理解能力，能够更好地评估不同路径的相关性，选择最合理的推理路径。

2. LLM 增强知识图谱推理

自然语言查询理解：LLM 能够理解自然语言查询，并将其转化为知识图谱可以处理的查询形式。这使得用户无需学习知识图谱查询语言，可以通过自然语言直接与知识图谱进行交互。

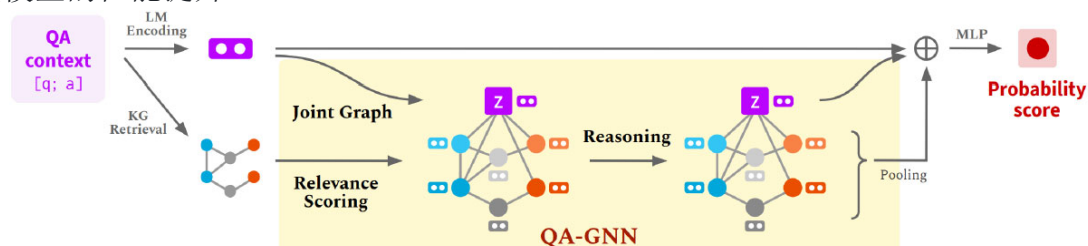
语义补全与纠错：在知识图谱推理过程中，当遇到缺失的关系或属性时，LLM 可以根据上下文信息进行补全。例如，在一个关于历史人物的知识图谱中，如果存在“[人物 A] 是 [人物 B] 的 [关系缺失]”这样的情况，LLM 可以通过分析与人物 A 和人物 B 相关的其他信息，如他们的共同活动、所处时代、社会关系等上下文，推测出可能的关系，如“朋友”“师徒”等。对于属性缺失的情况，LLM 可以利用其对实体类型和常见属性的理解进行补全。对于一个未标注职业属性的人物实体，LLM 可以根据该人物在知识图谱中的其他关联信息，如他参与的活动、与其他职业人物的关系等，推测其职业属性，如“政治家”“艺术家”等。LLM 可以检测知识图谱中可能存在的错误信息。例如，当知识图谱中存在与常识或其他可靠信息相矛盾的关系时，LLM 能够发现并标记这些错误。如在一个地理知识图谱中，如果出现“[城市 A] 位于 [错误的国家 B]”的关系，LLM 可以通过其对地理知识的学习，判断这一关系可能存在错误。对于检测到的错误，LLM 可以尝试进行纠正。它可以根据其他可靠的数据源或知识图谱中的相关信息，提出可能的修正建议。通过查询其他地理数据库或参考相关的地理知识文本，将错误的国家信息修正为正确的国家。

（三）现有研究成果与模型介绍

1. QAGNN (Question Answering Graph Neural Network)

QAGNN 是一种将语言模型 (LM) 与知识图谱 (KG) 整合以进行问答任务的模型。现有的方法对于 QA 上下文使用 LM 处理, KG 使用 GNN 处理, 二者分离表示可能限制模型执行结构化推理的能力, 如处理否定问题。

核心贡献: 将语言模型与知识图谱整合, 以实现全面推理; 提出图神经网络架构, 融合 LM 和 KG 信息, 提高问答准确性。通过广泛实验展示出相对于基线模型的性能提升。



方法: 1. **编码 QA 上下文和检索 KG 子图**: 使用语言模型对 QA 上下文编码, 同时根据上下文中的主题实体检索 KG 子图。

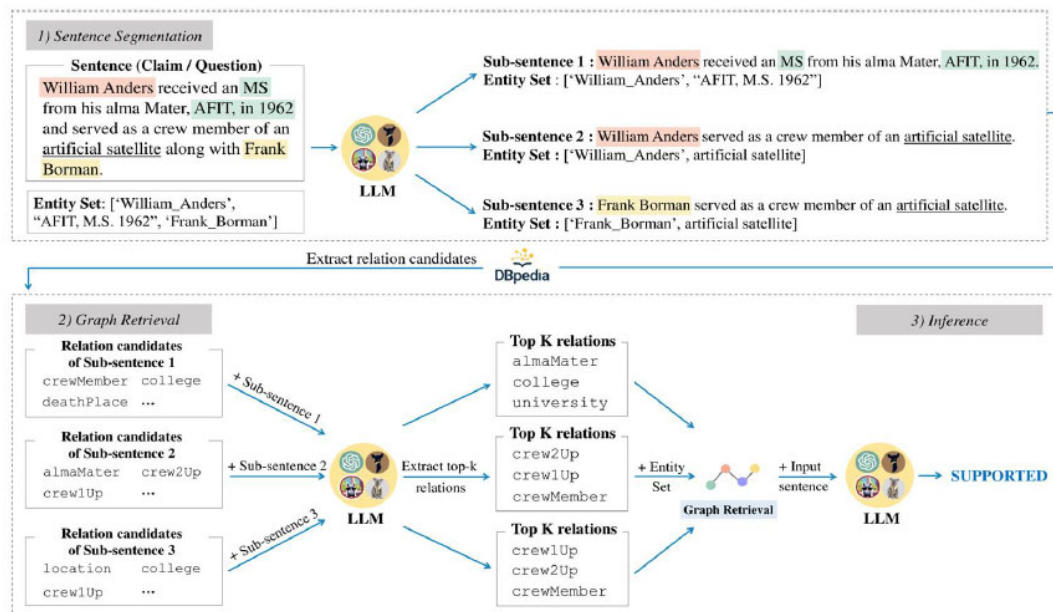
2. QAGNN 的两个重要部分。**KG 节点关联性评分**: 在计算 KG 子图中实体相对于给定 QA 上下文的重要性时, QA - GNN 采用了一种综合的语义匹配和特征融合方法。首先, 对于每个实体, 系统会提取其多维度的特征信息, 包括实体名称、属性、描述以及其在知识图谱中的拓扑结构特征 (如节点度、中心性等)。然后, 利用预训练的语言模型对 QA 上下文进行理解, 生成上下文的语义表示向量。同时, 将实体的特征向量与上下文语义向量进行语义匹配计算。为了进一步提高关联性评分的准确性, QA - GNN 还考虑了实体在知识图谱中的全局语义信息。通过图神经网络对知识图谱进行全局语义建模, 将实体在全局语义空间中的位置和关系信息融入到关联性评分中。这样, 实体的关联性评分不仅取决于其与当前 QA 上下文的局部匹配程度, 还考虑了其在整个知识图谱中的语义角色和重要性。**联合推理**: 引入表示 QA 上下文的节点后, QA - GNN 通过节点连接和信息融合机制, 构建了联合推理的框架。QA 上下文节点与 KG 子图中的主题实体节点之间建立了双向连接, 使得信息能够在两者之间自由流动。同时, 为了促进信息在整个联合图中的传播和融合, QA - GNN 采用了基于注意力机制的图神经网络架构。在基于注意力的 GNN 模块中, 注意力机制根据节点的关联性评分和特征信息, 动态调整节点之间的信息传递权重。对于关联性较高、特征重要的节点, 在信息传递过程中会分配更大的权重, 使其能够对其他节点产生更大的影响; 而对于相关性较低的节点, 则适当降低其信息传递权重, 减少其对整体推理过程的干扰。在迭代更新 KG 实体和 QA 上下文节点的表示过程中, QA - GNN 采用了一种渐进式的信息融合策略。每一次迭代, 节点都会根据邻居节点传递过来的信息, 结合自身的原有特征, 更新自己的表示向量。同时, 节点也会将更新后的信息传递给邻居节点, 实现信息在整个联合图中的逐步扩散和强化。通过多次迭代, 节点的表示向量能够不断吸收来自其

他节点的有用信息，逐渐丰富和完善自身的语义表示，从而更好地支持推理过程。

实验结果：在 CommonsenseQA 和 OpenBookQA 数据集上效果良好，比 finetuned LM 与现有的 LM+KG 方法有显著提升，尤其在处理结构化推理（如否定问题）上有较好能力。

2. KG-GPT (Knowledge Graph GPT)

大型语言模型在理解和生成非结构化文本方面有很大进展，但在结构化数据中的应用尚待探索，特别是利用其进行知识图谱上的复杂推理任务。



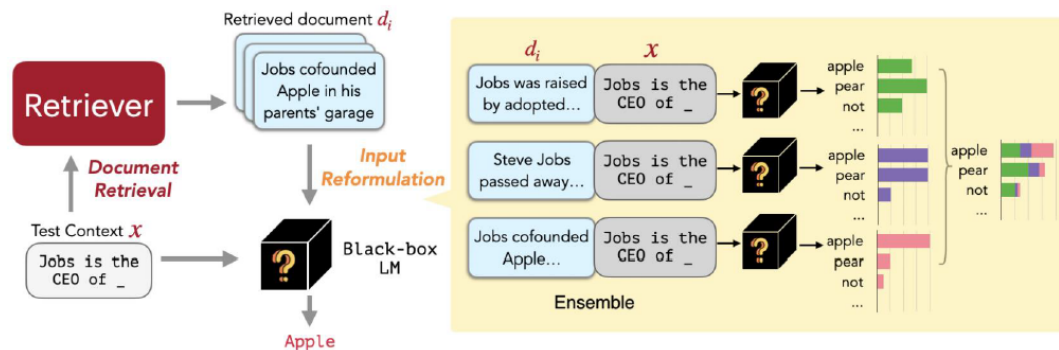
方法：KGGPT 由三个步骤组成：1. 句子分割：将句子划分为包含单个关系的子句子，以便进行多跳推理。2. 图检索：检测与给定句子中实体相连的所有关系，并将子句子和关系输入到大型语言模型中找到前 k 个关系，基于这些关系构建最终的图。3. 推理：将原始句子和构建的图输入到大型语言模型中，在事实验证中根据检索到的图确定给定句子是否得到支持，在问答中识别检索图中最可能的实体。为了确定最可能的答案实体，KG - GPT 采用了基于得分的排序机制。语言模型为每个候选答案实体计算一个得分，得分考虑了实体与问题的相关性、在图中的连接度、节点属性与问题关键词的匹配程度等多个因素。

实验：使用基于 DBpedia 的 FactKG 进行事实验证，以及 MetaQA 进行电影领域的问答。KGGPT 在 FactKG 上的准确性显著，在 MetaQA 上的准确性与完全训练的模型相当，证明其有效性。

KGGPT 可以应用于需要基于知识图谱进行推理和回答问题的领域，如智能助手、信息查询系统等。其通过大型语言模型的推理能力，从知识图谱中获取答案，提供高效的信息检索服务。

3. REPLUG (Retrieve and Plug)

REPLUG 是一种检索增强的语言模型框架，它将语言模型（LM）视为一个黑盒子，并用一个可调的检索模型对其进行增强。这种框架的核心思想是在不改变原有语言模型的情况下，通过检索组件来提升模型的性能。



REPLUG 的工作原理是将检索得到的文档直接拼接到原有输入前面，作为语言模型的新输入。这样，检索组件和语言模型都不需要进行训练，检索组件负责提供相关信息，而语言模型则基于这些信息生成预测。

REPLUG 的设计简单，可以直接应用于任何现有的语言模型，不需要特殊的交叉注意力机制。REPLUG 框架中的检索模型是可调的，这意味着可以通过优化检索模型来提升整个系统的性能。REPLUG 利用语言模型的反馈来优化检索组件。它可以根据语言模型的预测结果与真实答案之间的差异来评估检索到的文档的质量。如果语言模型的预测与真实答案相差较大，说明检索到的文档可能没有提供足够的键信息，此时可以对检索模型进行调整，使其在下次检索时更倾向于选择包含更相关信息的文档。REPLUG 的训练过程最小化损失函数来优化检索器，而语言模型保持不变。检索器参数在训练过程中更新，参数更新后文档嵌入会变化，因此需要定期重新计算文档嵌入。

REPLUG 通过调整检索模型，显著提高了 GPT3（175B）在语言建模上的性能，提升了 6.3%，同时在 Codex 上五次 MMLU 的性能也提升了 5.1%。这表明 REPLUG 能够有效地利用检索到的信息来增强语言模型的预测能力。在实际应用中，QAGNN 可用于需要复杂问答和推理的场景，例如智能客服系统、知识问答平台等。它能够利用知识图谱中的结构化信息和语言模型的语言理解能力，提供更准确和可解释的答案。然而，REPLUG 的工作方式也存在一定的局限性。由于检索到的文档直接拼接在输入前面，可能会导致输入长度过长，超出语言模型的处理能力。

三、LLM+KGR 在实际应用中的结合方式

（一）智能问答系统

1. 自然语言理解与知识图谱查询

在智能问答系统中，LLM 负责理解用户的自然语言问题，提取键信息。例如，当用户询问“苹果公司的创始人有哪些？”时，LLM 能够识别出“苹果

公司”和“创始人”等关键实体。然后，通过与知识图谱的交互，将问题转化为知识图谱查询语句，”`SELECT?founder WHERE { Apple_Company hasFounder?founder }`”，从知识图谱中获取准确答案，“史蒂夫·乔布斯”。

2. 答案生成与推理解释

LLM 利用其语言生成能力，根据知识图谱查询结果生成自然语言回答。同时，结合知识图谱的推理过程，为用户提供答案的推理解释。例如，以下回答“苹果公司的创始人是史蒂夫·乔布斯史蒂夫·乔布斯在苹果公司的发展中起到了关键作用，他领导了苹果公司推出了许多具有创新性的产品，如 iPhone 等。”这样的回答不仅提供了准确的答案，还通过推理解释增强了用户对答案的理解。

（二）信息检索与推荐系统

1. 语义理解与查询扩展

LLM 对用户的查询进行语义理解，识别用户的意图。例如，在电商推荐系统中，当用户输入“适合夏天穿的轻薄连衣裙”时，LLM 理解用户的需求是查找夏季穿着的轻薄连衣裙相关产品。然后，通过与知识图谱的结合，扩展查询关键词，如添加相关的风格、颜色、品牌等属性，生成更多细节的查询条件，从而提高检索的准确性。

2. 个性化推荐与知识推理

知识图谱存储了用户的历史行为、偏好等信息。LLM 结合知识图谱中的知识，进行个性化推荐推理。根据用户过去购买过的夏季服装品牌和款式，以及知识图谱中品牌之间的相似性等，为用户推荐符合其要求的连衣裙。

（三）医疗领域辅助诊断

1. 症状分析与疾病推断

医生输入患者的症状信息，LLM 对这些自然语言描述进行理解和分析。例如，当医生描述“患者发热、咳嗽、乏力，伴有呼吸困难”时，LLM 识别出关键症状。然后，结合医学知识图谱，LLM 可以推断出可能的疾病范围，如呼吸道感染疾病等，为医生提供初步的诊断建议。

2. 治疗方案推荐与知识验证

根据推断出的疾病，LLM 从知识图谱中获取相应的治疗方案，包括药物治疗、治疗方法等信息。同时，利用知识图谱中的医学知识，验证推荐治疗方案的安全性。例如，检查药物之间的相互作用。医生可以参考这些推荐和验证信息，做出更准确的治疗决策。

(四) 金融风险评估与投资决策

1. 市场数据理解与风险因素识别

在金融领域，LLM 可以理解财经新闻、公司报告等文本数据中的关键信息。例如，从新闻报道中提取关于行业动态、公司财务状况等信息。然后，结合金融知识图谱，识别出影响投资风险的关键因素，如利率变化、行业竞争格局等，分析这些因素之间的相互关系。

2. 投资策略推荐与风险评估

根据风险因素的分析结果，LLM 结合金融知识图谱中的投资策略模型和历史数据，为投资者推荐合适的投资策略。

四、LLM+KGR 应用的可能性分析

(一) 技术可行性

1. 模型性能提升

LLM 语言能力进展：近年来，LLM 在语言理解和生成方面取得了巨大飞跃。以 GPT 系列模型为例，其参数规模不断扩大，从 GPT2 的 15 亿参数到 GPT3 的 1750 亿参数，再到 GPT4 的进一步提升，模型能够处理更加复杂和多样化的自然语言任务。在语义理解上，能够更准确地捕捉语义关系，对于具有歧义的句子或隐喻性表达，能够通过更广泛的上下文学习来更好地理解其含义。在生成能力方面，生成的文本更加流畅、自然，不仅能够生成简单的回答，还能创作复杂的文章。使得 LLM 在处理智能问答系统中的用户问题时，能够更精准地把握用户意图。

KGR 技术改进：知识图谱的嵌入方法不断创新，如 TransE、RotatE 等模型的出现，使得实体和关系能够在低维向量空间中更有效地表示，从而更好地捕捉语义信息。在处理复杂的知识图谱查询时，通过嵌入方法可以快速计算实体

之间的关系路径，提高推理的准确性。知识图谱的推理算法也在不断优化，从基于规则的推理到基于图神经网络的推理，能够处理更复杂的逻辑关系和多跳推理。在医疗知识图谱中，能够根据症状推断疾病，再根据疾病推荐治疗方案，涉及多步推理过程。两者结合时，LLM 可以为 KGR 提供更准确的查询引导，KGR 可以为 LLM 提供更精确的知识支持，共同提升性能。

2. 数据资源整合

丰富的数据来源：互联网上存在海量的文本数据为 LLM 的训练提供了丰富的素材。通过大规模的无监督预训练，LLM 可以学习到广泛的语言知识和语义信息。结构化和半结构化数据，如数据库中的表格数据、XML 文件等，以及通过知识抽取技术从文本中构建的知识图谱数据，为 KGR 提供了知识基础。

数据处理技术助力：数据清洗技术能够去除噪声数据、重复数据和错误数据，提高数据质量。数据标注技术通过人工标注或自动标注方法，为数据添加标签，便于模型学习。数据融合技术则可以将不同来源、不同格式的数据整合在一起，为 LLM+KGR 系统提供全面的知识资源，使其能够处理更复杂的任务。

（二）市场需求与应用前景

1. 各行业对智能决策支持的需求增长

企业管理领域：企业在市场竞争中需要实时了解市场动态。LLM+KGR 系统可以通过分析大量的市场数据和企业内部数据，如销售数据、客户反馈等，为企业提供战略决策支持。在产品研发方面，根据市场趋势和消费者需求预测，结合知识图谱中的产品知识，确定研发方向；在市场营销中，分析消费者行为数据和市场数据，制定精准的营销策略。

医疗领域：医疗机构面临着提高诊断准确性和治疗效果挑战。LLM+KGR 系统可以整合患者的电子病历、临床研究成果、医学知识库等信息。医生在诊断时，系统可以根据患者症状、病史等信息，快速在知识图谱中检索相关信息，并通过 LLM 的推理能力提供辅助诊断建议。在治疗过程中，根据患者的个体差异和治疗进展，提供个性化的治疗方案。

金融领域：金融市场复杂多变，金融机构需要准确评估投资风险、预测市场趋势。LLM+KGR 系统可以分析宏观经济数据、公司财务报表等信息，构建金融知识图谱。在投资决策中，为投资者提供个性化的投资组合建议，根据投资者的风险偏好和投资目标，优化投资策略。在风险管理方面，实时监测市场风险因素，及时预警风险，保障投资者的利益。

2. 用户对智能交互体验的追求

智能客服提升服务质量：在电商行业，智能客服是常见的应用场景。LLM+KGR 系统使智能客服能够理解用户的各种问题，无论是产品咨询还是账户

相关问题。通过知识图谱获取产品信息，为用户提供准确的回答。当用户询问某款电子产品的功能时，智能客服可以从知识图谱中获取详细的产品功能介绍，并通过 LLM 以自然语言回答用户。同时，能够根据用户的历史交互记录和偏好，提供个性化的服务，如推荐相关产品。

智能助手提供便捷生活体验：智能助手如智能手机中的语音助手、智能家居中的控制助手等，为用户的日常生活提供便利。用户可以通过自然语言与智能助手交互。LLM+KGR 系统使智能助手能够理解用户意图。当用户说“我想找一家附近的东北餐厅”时，智能助手可以结合地理信息知识图谱和用户偏好，推荐合适的餐厅。在智能家居中，根据用户的生活习惯智能控制家电设备，如根据用户的舒适度偏好自动调节空调温度。

（三）面临的挑战与解决方案

1. 知识更新与同步问题

知识图谱的更新需要从多个数据源获取新数据，这些数据源可能格式不一致、质量参差不齐。数据采集过程中可能遇到数据获取权限限制等问题。数据清洗和融合也面临着实体对齐、关系冲突等挑战。LLM 的重新训练成本高昂，包括计算资源消耗、训练时间长等，频繁重新训练会影响系统的可用性。

解决方案：增量学习技术允许模型在已有知识的基础上，仅对新知识进行学习，减少训练时间和资源消耗。对于新知识图谱中的新增实体和关系，通过增量学习算法更新 LLM 对相关知识的理解。在线学习可以实时处理新数据，使模型能够及时适应知识的变化在金融领域，实时学习新的市场动态和政策法规。建立自动化的数据采集管道，利用网络爬虫、数据接口等技术定期获取最新数据，并通过数据验证确保数据质量。利用知识融合算法解决实体和关系的冲突，保持知识图谱的一致性。

2. 模型可解释性与信任度

LLM 的决策过程通常基于复杂的神经网络计算，其内部机制难以理解，导致用户难以信任其输出结果。在一些关键应用中缺乏可解释性可能会带来严重后果。医生可能无法信任一个无法解释其诊断依据的系统。而知识图谱推理过程虽然结构化，但对于普通用户来说也可能不够直观。

解决措施：开发可视化工具，展示知识图谱的推理路径和 LLM 的决策依据。在医疗诊断中，以图形化方式展示症状与疾病之间的关联路径，以及 LLM 如何根据这些信息得出诊断建议。采用解释性模型，如基于注意力机制可视化等，将 LLM 的决策过程转化为可视化的注意力分布。在文本分类任务中，展示 LLM 对文本中关键词汇的注意力权重，解释其分类决策的依据。此外，建立可解释性评价指标，对模型的可解释性进行量化评估，提高用户对系统的信任度。

3. 数据隐私与安全保护

风险分析：在 LLM+KGR 系统中，涉及大量用户敏感信息，如医疗记录中的个人健康信息、金融数据中的账户余额等。数据面临着泄露、篡改等风险。在医疗信息系统中，如果数据加密技术不完善，患者的隐私信息可能被黑客窃取，导致个人隐私泄露和欺诈等问题。数据的使用也需要遵循严格的法律法规和伦理准则，如欧盟的通用数据保护条例（GDPR），否则可能面临法律风险。

保护策略：采用先进的加密技术，端到端加密，确保数据在传输和存储过程中的保密性。在用户与智能客服交互时，对传输的数据进行加密，防止信息在网络传输过程中被窃取。建立严格的访问控制机制，限制只有授权人员能够访问敏感数据。

五、结论

知识图谱与大语言模型的融合（LLM+KGR）为人工智能的发展带来了新的机遇和挑战。通过将 LLM 的自然语言处理能力与 KGR 的结构化知识表示和推理能力相结合，在智能问答、信息检索、医疗辅助诊断、金融决策等众多领域展现出巨大的应用潜力。未来，LLM+KGR 技术将继续发展，为各行业提供更加智能、高效的解决方案，推动人工智能技术在实际应用中的广泛落地。

参考文献

- [1] Naveed H, Khan A U, Qiu S, et al. A comprehensive overview of large language models[J]. arXiv preprint arXiv:2307.06435, 2023.
- [2] Pan S, Luo L, Wang Y, et al. Unifying large language models and knowledge graphs: A roadmap[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024.
- [3] Yasunaga M, Ren H, Bosselut A, et al. QA-GNN: Reasoning with language models and knowledge graphs for question answering[J]. arXiv preprint arXiv:2104.06378, 2021.
- [4] Kim J, Kwon Y, Jo Y, et al. Kg-gpt: A general framework for reasoning on knowledge graphs using large language models[J]. arXiv preprint arXiv:2310.11220, 2023.
- [5] Shi W, Min S, Yasunaga M, et al. Replug: Retrieval-augmented black-box language models[J]. arXiv preprint arXiv:2301.12652, 2023.

Prompt

Rewrite the above text . The writing style should balance between formal academic writing and conversational expression . Ensure that every sentence has a clear subject . Avoid using long or complex sentences . Use short sentences as much as possible .(将以上文字重新修改，写作风格介于书面学术写作和口语描述之间。保证所有的句子都要有主语，不要用复杂的长难句，尽量用短句输出。替换掉所有的非日常词汇。)