

基于知识图谱和大模型的博物馆智能问答系统研究



开放科学
(资源服务)
标识码
(OSID)

李哲¹ 孙鹏劼²

1. 北京市科学技术研究院 北京 100089;
2. 北京自动测试技术研究所有限公司 北京 100094

摘要: [目的/意义] 随着博物馆的建设规模和参观人数日益增长,对博物馆的服务形式和服务能力也提出了更高的要求。以某自然博物馆为例探索一种基于知识图谱和大模型的问答系统构建新方法,整合大模型和知识图谱各自具备的优势,提升博物馆公众服务能力。[方法/过程] 在知识图谱构建过程中,为了提升该博物馆知识图谱的构建效率、降低构建成本,对 13B 大模型进行微调训练,利用微调后的模型抽取构建图谱所需的实体、关系和属性等元素。问答系统将大模型与知识图谱相结合,利用大模型识别用户意图并提取实体和关系在知识图谱中进行精准匹配,用匹配结果设计提示词交由大模型推理并返回最终结果。[结果/结论] 知识抽取平均准确率达到 85% 以上,整体召回率为 88%,满足知识图谱构建和更新的工作需要。在问答系统单轮问答准确率为 91.00%,基于上下文的多轮对话准确率为 88.93%,可以满足博物馆使用需求。

关键词: 博物馆; 大模型; 知识提取; 知识图谱; 问答系统

中图分类号: G254; G35

Research on the Intelligent Q&A System for Museums Based on Knowledge Graph and Large Models

LI Zhe¹ SUN Pengjie²

1. Beijing Academy of Science and Technology, Beijing 100089, China
2. Beijing, Auto-Testing Technology Institute Co., Ltd., Beijing 100094, China

Abstract: [Objective/Significance] With the increasing scale of museum construction and growing number of visitors, higher demands are being placed on museum service formats and capabilities. This paper takes a natural history museum as an example to explore a novel method for constructing a question-answering system based on knowledge graphs and large models, integrating the respective advantages of large models and knowledge graphs to enhance public service capabilities. [Methods/Processes] During the knowledge graph construction process, to improve efficiency and reduce costs, a 13B model is fine-tuned and utilized to

基金项目 北京市社会科学基金项目“北京智慧型博物馆城市建设路径研究”(24LSB008)。

作者简介 李哲(1981-), 博士, 高级工程师, 主要研究方向为博物馆信息化以及数字技术在博物馆中的应用; 孙鹏劼(1978-), 通信作者, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为信息化及人工智能技术的研究和应用, E-mail: sunpengjie@bjast.ac.cn。

引用格式 李哲, 孙鹏劼. 基于知识图谱和大模型的博物馆智能问答系统研究[J]. 情报工程, 2025, 11(6): 3-13.

extract required entities, relationships, and attributes for graph construction. In the process of constructing the question-answering system, the large language model is integrated with the knowledge graph. By leveraging the large model to identify user intent and extract entities/relationships for precise matching in the knowledge graph, the matched results are then used to design prompts for large model reasoning. [Results/Conclusions] The average accuracy of knowledge extraction exceeds 85% with an overall recall rate of 88%, meeting the requirements for knowledge graph construction and updates. Q&A System achieving 91.00% accuracy in single-round dialogue and 88.93% accuracy in context-based multi-round dialogues, effectively meeting museum operational needs.

Keywords: Museum; Large Model; Knowledge Extraction; Knowledge Graph; Question-Answering System

引言

随着人工智能时代的到来,语音识别、语义理解、语音合成、知识图谱和大模型等人工智能技术已基本成熟,具备了在博物馆领域进行应用实践的条件。同时随着人们对文化生活要求的逐步提高,博物馆讲解也应该由单方面的输出转为开放的、主动的、能够提供个性化服务的互动交流,并且博物馆展览面积和观众规模的不断增长以及数字博物馆的不断发展建设,对讲解员的知识体系和服务能力的要求也日益增长,因此以青少年观众为主体的自然博物馆需要建设一套专业性和趣味性兼具的智能问答系统作为自助讲解导览服务的补充,在传播知识的同时激发兴趣和探知欲。

传统的问答系统通常由底层知识库支撑,包括问答对、文档问答、表格问答、知识图谱等技术^[1]。2022年ChatGPT问世以来,基于大模型的智能问答技术得到了蓬勃发展^[2],但是大模型技术在博物馆垂直领域的应用目前还存在一定的制约因素,一方面其生成内容的专业性和准确性还需要提高^[3],另一方面大模型的部署、训练和运维均需要较高的成本投入,

技术门槛较高。为了解决上述问题,一些学者提出了大模型和传统问答系统相结合的知识增强技术路线,有效地将大模型技术的开放性、人性化与传统问答技术的领域专业性相结合。Peng等^[4]提出了一种利用外部知识库对大模型增强的方法,该方法建立了自反馈机制对答案进行核实。Paranjape等^[5]提出了自推理和利用外部工具的方法,以提升大模型的准确性和适用范围。Christmann等^[6]提出了一种基于图神经网络的可解释问答系统研究方法。

在几种传统的问答系统中,知识图谱由于其可解释性和关系推理能力,已经广泛应用于搜索、推荐、问答等通用领域^[7]。近年来,一些研究机构和学者尝试利用各种技术构建文博领域的专业知识图谱,将其作为知识底座应用于智慧导览、智能问答和智慧展陈等业务方向。例如邱超^[8]提出了一种基于Web文本的文物知识图谱自动生成方法。张娜^[9]提出了一种基于半监督学习的文物关系抽取算法,在算法中使用了经过改进的三分类器协同训练模型。中国国家博物馆^[10]在2019年开始针对馆藏文物进行知识图谱的构建工作。高劲松等^[11]利用Pro-tégé软件构建了可移动文物的知识图谱。杨伟

强^[12]与山西博物院的专家合作，共同完成馆内100件具有代表性的馆藏文物的知识图谱构建。万达信息基于CNN深度学习技术构建了上海博物馆“董其昌数字人文”专题书画知识图谱并应用^[13]。

对于专业属性较强的博物馆垂直领域，本文探索建立一个系统，把大模型和知识图谱技术相结合，利用知识图谱的精确性和关系推理能力，弥补通用大模型在智能问答方面领域知识的限制，并降低大模型的训练、调优成本。

1 研究思路

本文结合大模型与知识图谱各自的优势构建博物馆问答系统，研究思路如图1所示。首先，

知识图谱可以提供领域内问题的精准回答，并具有响应快速、维护方便、更新成本低等优势；其次，大模型的语义理解能力可以帮助问答系统更好、更准确地理解用户意图，同时基于大模型能力在多轮对话场景中结合上下文对话信息，对用户本轮问题改写再理解，可实现多轮对话自然交互；最后，人工智能技术发展迅速，系统采用知识图谱和大模型的低耦合设计一方面更利于博物馆对核心知识数据的掌握，另一方面技术迭代后可快速实现大模型的更新或更换。在问答系统使用过程中，大模型作为与用户互动的媒体，对用户问题进行识别和理解，并通过知识图谱匹配领域知识，系统最后将知识图谱的匹配结果用大模型加工润色后反馈给用户。对于非领域知识，则通过大模型进行回答。

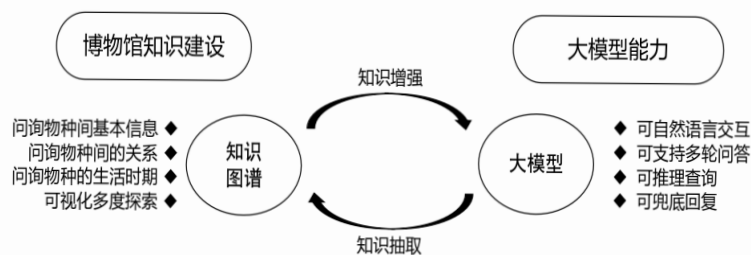


图1 基于知识图谱和大模型的问答系统建设研究思路

2 知识图谱构建

由于自然博物馆的知识数据来源复杂、形式多样、标准化程度低，在数据处理过程中往往需要大量的人工处理，要消耗很多人力和时间成本，例如利用BiLSTM+CRF机器学习模型，需要大量的人工标注工作和模型训练成本^[14-15]。2022年底至今，在OpenAI的ChatGPT带动下，国内以文心一言、星火、通义千问、豆包、

DeepSeek等为代表的国产大模型快速迭代优化，上述的不足得到了有效改善。2023年开始，国内外的学者和研究机构开始尝试使用大模型从文本中自动抽取关键元素。王奎芳等^[16]利用ChatGPT和ChatGLM大模型实现专利技术功效词的提取。白如江等^[17]使用ChatGPT+Prompt的方法实现专利技术词、功效词以及技术功效二元组的识别、提取和生成。上述工作均是针

对特定元素的提取，例如实体的提取或技术功效词次的提取，不是针对构造知识图谱所包含的本体、实体、关系和属性等元素的提取。

本章节旨在探索利用大模型技术自动提取元素、辅助构建知识图谱的方法，分析大模型在自然博物馆知识图谱构建过程中的可行性和实际效果。

2.1 数据模型设计

某自然博物馆知识图谱的构建需要将知识进行分析、归纳和标准化，构建有效、可扩展的知识模型。本体模型作为一种知识表达方式，能够清晰地描述概念的结构、概念之间的关系等固有特征^[18]，其表达元素主要包括概念、属性、关系、函数、公理和实例等，在实际使用过程中，根据具体的案例应用进行适当裁剪^[19-20]。本文以陈列的展品为核心，整理讲解词和展品资料、相关的教科书和已经发表的学术论文、维基百科和百度百科等权威数据，对其生物名称、地质年代等概念之间的关系进行分析，设计数据模型如图2所示，确定本体概念、关系和属性等图谱元素。

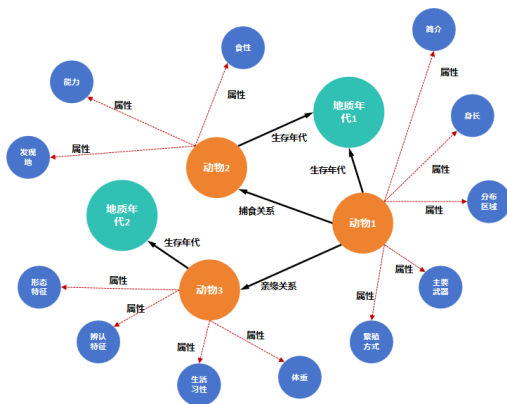


图2 数据模型设计示例

2.2 知识抽取大模型微调

本文尝试使用大模型辅助完成知识图谱元素的抽取工作，自然博物馆知识属于专业的垂直领域知识数据，对于知识抽取单一任务，在实现目的的基础上为了提高效率节约成本，考虑选择规模较小的13B模型进行监督微调。由于属性抽取和关系抽取的复杂性，专门制作了属性抽取数据集和关系抽取数据集，并与通用数据集结合制定适用于自然博物馆场景的训练方案，如图3所示。其中通用数据集CD的数据量为50万条，属性抽取数据集ED、ED1的数据量为2万条，关系抽取数据集RD、RD1的数据量为1万条。

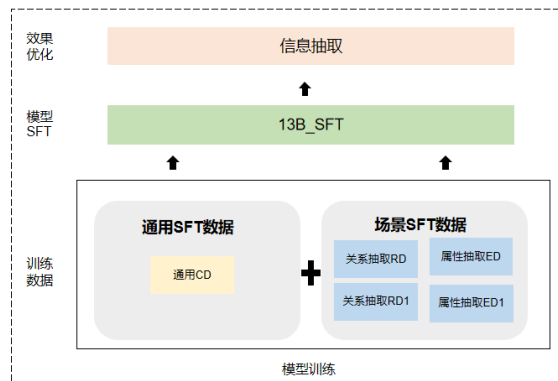


图3 模型训练过程

为验证微调模型的有效性，使用微调前的13B模型、微调后的13B模型和讯飞星火线上商用大模型，使用同样的样本进行测试，测试文本数量65条，文本中均含有名称、食性、生存年代、身高、体重、繁殖方式6种元素。测试结果如表1所示，可以看出微调后的13B模型知识提取的正确率大幅提高，在垂直领域的准确率超过商用大模型，工作效率和经济性远高于商用大模型。

表 1 不同模型知识抽取准确率对比

	微调前 13B 模型	微调后 13B 模型	讯飞星火大模型
名称	78.46%	98.46%	93.84%
食性	73.85%	98.46%	87.69%
生存年代	73.85%	100.00%	89.23%
身长	76.92%	98.46%	92.31%
体重	69.23%	93.85%	90.77%
繁殖方式	69.23%	93.85%	86.15%
平均	73.59%	97.18%	90.00%

2.3 知识抽取

用于知识抽取的大模型训练完成后进入知

识抽取的工作过程，知识抽取分为信息输入、三元组抽取、片段溯源、实体/关系对齐和系统输出 5 个步骤，如图 4 所示。

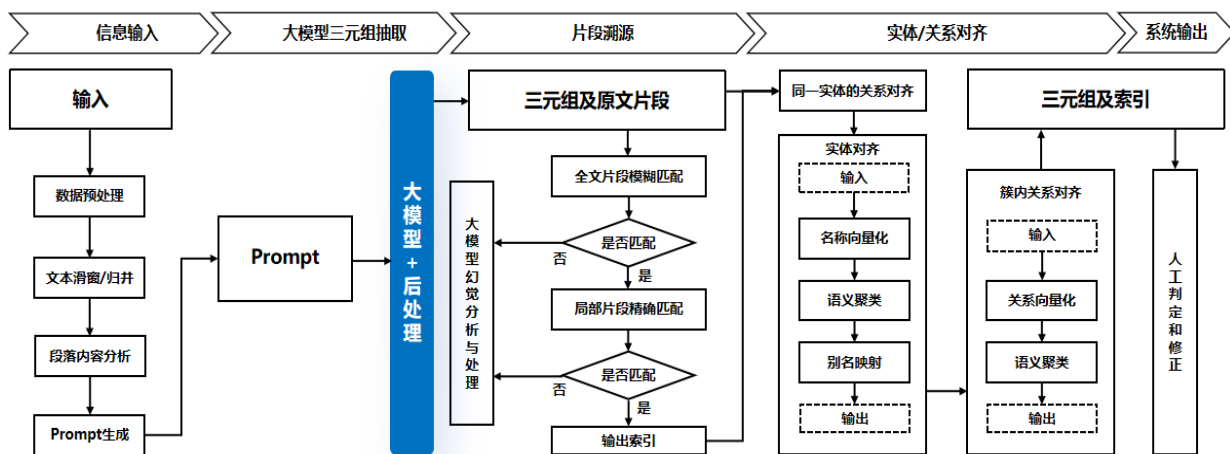


图 4 知识抽取流程

(1) 信息输入

输入信息基于文本数据利用滑动窗口 (Sliding Window) 方法进行截取，每一段输入信息包括文本列表和需要抽取的信息 (例如名称、体长、重量等) 两个部分。滑动窗口是一种有效的文本分割方法，它通过在文本上移动一个固定大小的窗口并将窗口内的内容作为单独的段来处理，从而实现对长文本的分割。在具体处理过程中，滑动窗口的大小 (即每次处理的文本长度) 为本句文本的长度，以标段符

号句号或感叹号为分割点。下一步窗口滑动的步长等于上一步滑动窗口的大小，避免信息的丢失或重复。

(2) 知识抽取

本文的知识组抽取由大模型辅助完成，关键点是设计有效的 Prompt (提示词) 设计。Prompt 基于输入信息生成，另外还包括一个完整、正确的示例，要求大模型按照示例 Prompt 进行抽取，Prompt 样例如图 5 所示。

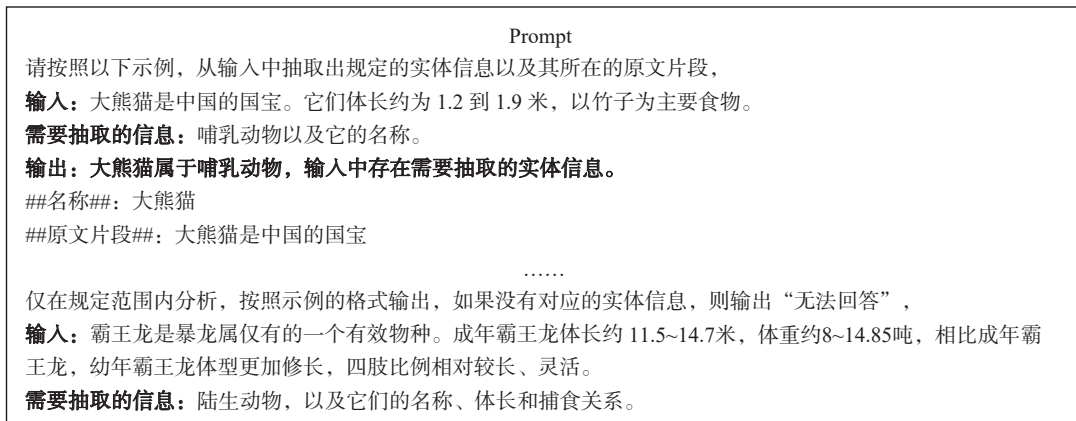


图 5 抽取提示词模板设计

(3) 片段溯源

为避免大模型生成错误信息，保持知识的正确性，加入了片段溯源功能。将抽取的三元组信息在原文中进行匹配并输出匹配成功的文本位置索引，过滤掉无法匹配的数据。片段溯源利用 Embedding 模型将文本片段向量化为多维向量数组，然后通过计算和比较这些向量之间的相似度来追溯其可能的来源或相似内容。这种技术可以高效地在大型数据集中查找与查询相似的文本片段。

(4) 实体 / 关系对齐

在非结构化文本中提取的三元组信息，由于来源多样、编写不规范，导致同一实体和关系产生不同的多种表达，例如实体：<雷克斯暴龙, 霸王龙>，关系：<捕食, 食物是>。实体 / 关系对齐采用 Embedding 方法实现，将知识图谱中的实体、关系等要素映射到低维向量空间，相似的实体在向量空间中更为接近，进而通过聚类等方法完成语义的映射。

(5) 系统输出

完成片段溯源和名称对齐的三元组为系统的输出，输出信息包括三元组及其位置索引，

例如“三元组：（霸王龙，体长，‘11.5~14.7 米，15 米’）；索引：((1, 25, 35), (2, 20, 23))”。

2.4 知识图谱的构建和更新

本文的研究思路采用知识图谱和大模型低耦合模式，一方面可以发挥知识图谱和大模型各自优势，另一方面在技术更新日新月异的当下，可以更方便地替换新版本大模型以及更新知识图谱。本系统的知识图谱用于涵盖与博物馆展品有关的专业知识，当展品更换、增加或扩展到其他展馆时更新知识图谱即可。在实际操作过程中，图谱分为零星更新和批量更新。

批量更新针对大规模文本，为了提高效率使用知识提取模型完成，具体流程参照本文 2.3 节，抽取得到的图谱元素利用 Python 脚本或其他工具导入图数据库完成谱图的构建和更新。

零星更新是指单个或者少量的实体、关系等元素更新，涉及的文本数量少，可以直接使用图谱管理工具中的 Cypher 语句对图数据库进行操作。创建图谱实体和属性后，用关系将所有节点连接形成一个能够表达数据关系所隐含逻辑链条的知识网络，并存储于图数据库中。

2.5 知识抽取结果分析

本文利用了微调后 13B 大模型作为知识抽取工具，大模型微调尝试使用了表 2 中的三种方案进行对比，其中通用数据集 CD 的数据量为 50 万条，属性抽取数据集 ED、ED1 的数据量为 2 万条，关系抽取数据集 RD、RD1 的数据量为 1 万条。

表 2 知识抽取模型训练方案

试验方案	训练策略	数据量 (条)
方案 1	CD+ED1+RD1	53 万
方案 2	CD+ED+ED1+RD+RD1	56 万
方案 3	第一轮: ED+ED1+RD+RD1	62 万
	第二轮: CD+ED+ED1+RD+RD1	

测试数据共 2382 条，通过三个训练方案得到的模型测试结果如表 3 所示，三个方案的平均准确率都达到了 85% 以上，整体召回率为 88%，满足了知识图谱构建和更新的工作需要。模型对实体的抽取准确率高，关系抽取由于其文字表达和逻辑的复杂性目前的准确率略低，三个方案关系抽取的平均正确率为 62.45%。总体的平均准确率方案 1 最高、方案 3 次之、方案 2 最低，说明对于大模型的微调，不是训练数据越多微调的质量越好，而是在训练中需要根据应用场景输入针对性强的训练数据，可以在较少训练资源的条件下达到同样的效果。

表 3 知识抽取准确率统计数据

	方案 1	方案 2	方案 3	测试样本量 (条)
名称	99.36%	99.32%	98.70%	148
食性	94.78%	94.59%	96.55%	111
生存年代	100.00%	98.10%	97.06%	105
身长	99.07%	97.25%	94.69%	109
体重	93.33%	94.94%	92.21%	79
分布区域	72.73%	84.04%	75.49%	118
标本发现地	87.13%	65.56%	90.00%	200
主要武器	76.47%	77.67%	77.31%	178
简介	90.57%	84.56%	88.41%	118
繁殖方式	94.12%	84.72%	93.94%	176
能力	83.19%	72.22%	76.19%	187
形态特征	95.30%	93.15%	94.59%	176
生活习性	94.57%	85.04%	93.85%	127
辨认特征	94.56%	98.71%	97.24%	190
关系	61.76%	63.97%	61.61%	360
平均	89.13%	86.26%	88.52%	—

利用上述的抽取模型，完成了 300 余份文件的抽取工作，实现了某自然博物馆三个展厅的知识图谱构建，共得到实体和关系数量为 301100 作为展厅导览互动问答的知识底座，其中植物展厅相关的实体数量 149740、关系数量 134130，非洲展厅实体数量 3668、关系数量 604，古爬行动物展厅实体数量 10080、关系数量 2878。

3 问答系统构建

3.1 构建方法

问答系统将大模型与知识图谱相结合，核心逻辑是通过大模型识别用户意图并提取实体，使用问题中涉及的实体在知识图谱中进行精准匹配，将匹配结果交由大模型推理并返回最终结果，如图 6 所示。

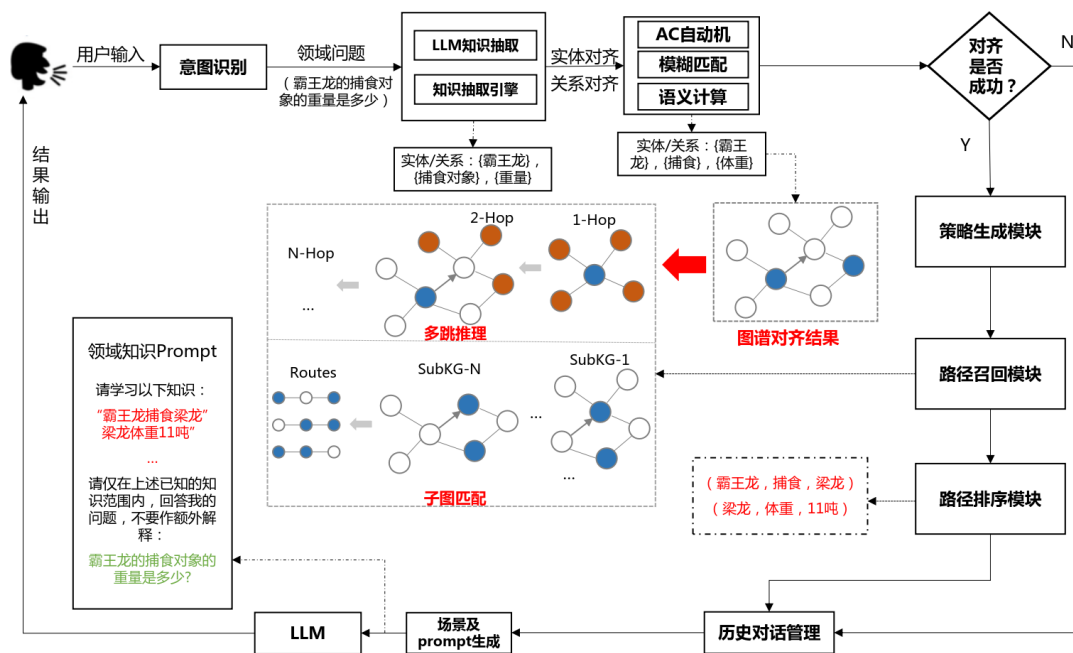


图 6 问答系统逻辑架构

以领域问题“霸王龙的捕食对象的重量是多少？”为例，首先通过大模型进行实体抽取，得到“{霸王龙}，{捕食对象}，{重量}”三个实体/关系，经过 AC 自动机、模糊匹配和语义计算等模块的实体对齐后，在知识图谱中匹配到“{霸王龙}，{捕食}，{体重}”三个对应的实体/关系。

得到对应实体后，利用策略生成模块、路径召回模块和路径排序模块生成知识匹配

逻辑。其中策略生成模块针对已对齐的实体、属性、概念、关系，按照语义层面信息进行逻辑组合，基于原始问题，识别并生成对应图谱的实体、属性、关系、概念的逻辑筛选策略。路径召回模块基于策略生成模块生成的逻辑策略，调用图谱查询接口，获取并召回图谱中针对实体、概念、属性、关系的相关路径。路径排序模块针对召回的多条路径，结合语义相似度或模糊查询功能，针对多条

路径进行排序，获取与原始问题最相关的候选路径，得到最终结果。

在与大模型的交互过程中，提示词的设计至关重要，本文通过知识图谱匹配到正确结果

后，在此结果的基础上加入一定的场景描述，作为提示词模板输入给大模型，如图 7 所示，大模型利用提示词生成一个既包含正确内容，又具有人性化和互动性的答案。

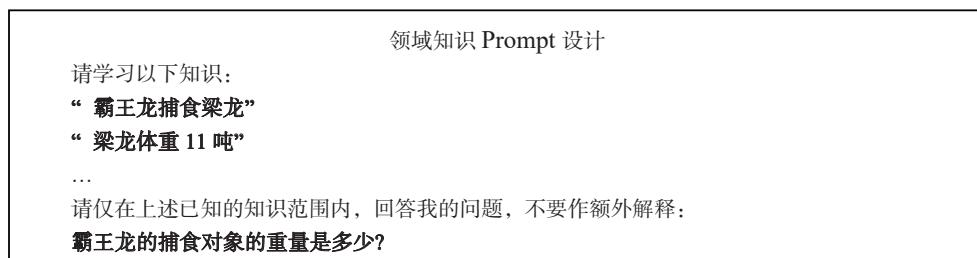


图 7 问答提示词模板设计

3.2 领域知识问答结果分析

本系统针对制定展馆范围内的知识和数据集的问答功能共测试 678 次，准确率为 91.00%；基于上下文的多轮对话理解的问答功能共测试 289 轮，准确率为 88.93%。详细测试结果见表 4，单轮回答除了有 1 次由于系统原因未给出回答外，其余 60 次错误中有 51 次

是由于无法在知识图谱中匹配结果，完全由大模型生成的答案与博物馆内部知识冲突而产生的错误。在多轮问答的 32 次错误中，有 30 次回答中只有一轮答案错误，其中 26 次是由于未能在知识图谱中匹配到答案而导致首轮答案错误，由于问答语义理解导致的非首轮回答错误为 6 次。

表 4 问答系统错误结果统计

单轮问答错误回答总结			多轮问答错误回答总结		
回答错误	图谱参与	9	回答错误	图谱参与	5
	图谱未参与	51		图谱未参与	27
无法回答		1	无法回答		0
—		—	单轮错误	首轮	26
—		—		非首轮	4
—		—	多轮错误		2

由上述结果可以看出：（1）系统回答的正确率较高，能够满足日常的工作需要，但仍有提升的空间；（2）能够在知识图谱中匹配答案的问题错误率较低，知识图谱跟博物馆内部的

知识资源可以高度匹配，后续可以通过优化和迭代知识图谱提高回答的正确率；（3）大模型多轮问答的语义理解正确率高，由于多轮问答语义理解导致的错误仅为 6 次。

4 结论

本文结合大模型和知识图谱各自具备的优势,探索知识图谱构建和问答系统设计的新方法,并对结果进行分析评估,结论如下:

(1) 使用 13B 大模型进行知识提取的综合准确率高于 85%;问答系统单轮问答准确率为 91.00%,基于上下文的多轮对话准确率为 88.93%,初步可以满足博物馆使用需求。

(2) 在知识提取和问答等大模型交互中,提示词设计尤为重要,合理的提示词设计有助于得到好的结果。

(3) 大模型对实体的抽取准确率高,关系抽取由于其文字表达和逻辑的复杂性目前的准确率还比较低。对于大模型的微调,不是训练数据越多微调的质量越好,而是在训练中需要根据应用场景输入针对性强的训练数据,可以在较少训练资源的条件下达到同样的效果。

(4) 由于可以与博物馆内部的知识高度匹配,结合知识图谱既可以保证大模型回答的完整性、趣味性和逻辑性,也可以提高在特定领域内知识问答的准确性。

参考文献

- [1] 叶盛皮,婉素.从重点企业多维度对比看自动问答技术发展[J].中国发明与专利,2020,17(12):83-90.
- [2] ZHAO W, ZHOU K, LI J. A survey of large language models[J]. arXiv:2303.18223v15.
- [3] 周鼎凯,张枫林,丁治国,等.自然语言处理技术在博物馆领域的应用前景研究——以 ChatGPT 为例[J].科学教育与博物馆,2023(3):39-48.
- [4] PENG B L, GALLEY M, HE P C, et al. Check your facts and try again: improving large language models with external knowledge and automated feedback[J]. ArXiv:2302.12813v3.2023.
- [5] PARANJAPE B, LUNDBERG S, SINGH S, et al. ART: Automatic multi-step reasoning and tool-use for large language models[J]. ArXiv:2303.09014v1.2023.
- [6] CHRISTMANN P, ROY R S, WEIKUM G. Explainable conversational question answering over heterogeneous sources via iterative graph neural networks[C]// In Proceedings of the 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, July 23–27, 2023, Taipei, Taiwan. New York: ACM, 2023: 643-653.
- [7] 肖仰华,徐波,林欣,等.知识图谱:概念与技术[M].北京:电子工业出版社,2020.
- [8] 邱超.基于 Web 文本的文物知识图谱自动生成方法研究[D].西安:西北大学,2016.
- [9] 张娜.文物知识图谱构建关键技术研究与应用[D].杭州:浙江大学,2019.
- [10] 中国国家博物馆.中国国家博物馆馆藏文物研究丛书.青铜器卷(商)[M].上海:上海古籍出版社,2020.
- [11] 高劲松,张强,李帅珂.可移动文物的知识图谱构建及关联数据存储——以湖北省博物馆为例[J].现代情报,2022,42(4):88-98.
- [12] 杨伟强.文物知识图谱的构建与应用[D].天津:天津大学,2018.
- [13] 戴旼.博物馆智慧化背景下文物知识图谱构建的实践探索[J].科学教育与博物馆,2022(1):41-49.
- [14] LUO L, YANG Z, YANG P. An attention based BiLSTM-CRF approach to document-level chemical named entity recognition[J]. Bioinformatics, 2018, 34(8): 1381-1388.
- [15] 李哲,周斌,李文慧,等.煤矿机电设备事故知识图谱构建及应用[J].工矿自动化,2022,48(1):109-112.
- [16] 王奎芳,吕璐成,孙文君,等.基于大模型知识蒸馏的专利技术功效词自动抽取方法研究:以车联网 V2X 领域为例[J].数据分析与知识发现,2024,

- 8(Z1): 144-156.
- [17] 白如江, 陈启明, 张玉洁, 等. 基于 ChatGPT+ Prompt 的专利技术功效实体自动生成研究 [J]. 数据分析与知识发现, 2024, 8(4): 14-25.
- [18] 史秦甫, 刘秀磊, 刘旭红, 等. 煤矿安全本体研究 [J]. 工矿自动化, 2018, 44(3): 42-49.
- [19] 彭彬, 杨晨, 蓝锦煌, 等. 基于知识图谱的精细化工辅助研发平台 [J]. 情报工程, 2017, 3(1): 43-55.
- [20] 丁利民. 基于数字化下博物馆文物知识图谱的构建 [J]. 文物鉴定与鉴赏, 2022(17): 40-43.
- [21] 吕瑞娟, 张静蓓, 严丹, 等. AIGC 与 GLAM 创新发展综述——基于“生成未来·AIGC 与 GLAM 创新发展”前沿学术论坛 [J]. 农业图书情报学报, 2023, 35(5): 27-36.
- [22] 马乐存, 詹希旎, 朱齐宇, 等. AIGC 驱动的 GLAM 数智融合创新发展研究 [J]. 农业图书情报学报, 2023, 35 (5): 4-15.
- [23] 陈凯泉, 胡晓松, 韩小利, 等. 对话式通用人工智能教育应用的机理、场景、挑战与对策 [J]. 远程教育杂志, 2023, 41(3): 21-41.
- [24] 袁琳. AIGC 技术在博物馆文创产品设计中的应用研究 [J]. 鞋类工艺与设计, 2023, 3(19): 42-44.
- [25] 张小朋, 张晨旖. 人工智能于博物馆应用刍论 [J]. 博物院, 2023(3): 6-13.
- (责任编辑: 金辉)