知识图谱增强的政策大模型知识问答系统构建研究*

孙雨生 曾俊皓 陈思妤 王靖芸

【摘 要】为融合现有政策知识问答系统设计范式与知识图谱缓解大语言模型生成幻觉方法，形成知识图谱增强的政策大模型知识问答系统构建范式，提升政策大语言模型知识问答服务的稳定性、准确性、智能性，文章分析了知识图谱增强的政策大模型知识问答系统运行机制，进而以科技政策数据为例构建了科技政策知识图谱、知识图谱增强的政策大模型知识问答系统，并构建问答测试集评估了其功能。结果发现，知识图谱增强的政策大模型知识问答系统运行机制分为政策知识图谱构建、大模型问答处理两环节；通过融合依据表层、内核知识要素建模的政策知识与 BERT-BiGRU-CRF 算法智能构建了政策知识图谱，进而依托 Langchain-Chatchat 和 Django 开源框架构建了知识图谱增强的政策大模型知识问答系统；测试结果显示，所构建系统可依托知识图谱语义分析用户提问、识别用户意图，并据此补全 prompt 模板以便大模型智能组织、生成答案，表现出良好的基础、动态、专题回答能力。

【关键词】知识图谱 政策知识问答 大语言模型 知识问答系统

Abstract: To integrate the existing design paradigm of policy knowledge question and answering (Q&A) system with the method based on knowledge graph for reducing hallucinations in large language models, to form a construction paradigm of large language model-based policy knowledge Q&A system enhanced by knowledge graph, and to improve the stability, accuracy, and intelligence of related services, this article analyzes the operation mechanism of the system. Based on the science and technology policy data, it constructs a science and technology policy knowledge graph and a large language model-based policy knowledge Q&A system enhanced by knowledge graph, and develops a Q&A test set to evaluate its function. Results show that the system's operation mechanism includes two parts: the construction of policy knowledge graph and the Q&A process facilitated by large language model. By integrating policy knowledge, which is modeled based on surface and core knowledge elements, with the BERT-BiGRU-CRF algorithm, a policy knowledge graph is intelligently constructed. Then, relying on the Langchain-Chatchat and Django open-source frameworks, a large language model-based policy knowledge Q&A system enhanced by knowledge graph is constructed. The test results indicate that the system can analyze users' questions and recognize user intents through knowledge graph semantic analysis, and complete prompt templates to enable the large language model to intelligently organize and generate answers, demonstrating excellent performance in basic, dynamic, and thematic answering capabilities.

Key words: knowledge graph policy knowledge question and answering large language model knowledge question and answering system

DOI:10.15941/j.cnki.issn1001-0424.2025.05.003

* 本文系武汉红色文化研究中心（江汉大学）开放性基金重点课题“知识图谱加持的武汉红色文化资源智能开发及应用模式研究”（项目编号：WHHS20241003）、湖北农业装备制造产业发展研究中心重点课题“农业装备领域科技创新知识图谱研究”（项目编号：CAEMI-2024Z1）、湖北省非物质文化遗产研究中心开放基金重点课题“基于知识图谱的多模态红色非遗资源一体化管理与服务模式研究”（项目编号：HGFY20240102）、横向课题“‘科特派’数智化农业知识服务平台架构与机制设计”（项目编号：2024170）的研究成果之一。

中国知网 https://www.cnki.net

0 引言

伴随数智时代来临，用户日益增长的政策服务体验需求与海量异构政策信息资源智能处理间矛盾日益凸显，亟需构建数智赋能的信息基础设施及知识服务系统，通过运用数智技术智能整合、挖掘、抽取政策文本知识，增强政策知识服务的交互性、智能性、时效性，最终体系化提供政策智慧知识服务。新近出现的大语言模型（以下简称“大模型”）知识问答服务虽依托大模型技术的自学习、自推理及自然语言式交互等优势提升了服务性能与效能，但限于大模型固有的认知混乱、生成幻觉等内生缺陷而面临问句语义理解、答案精准智能生成等效能方面挑战，亟需融入政策领域知识增强政策大模型领域认知能力、问答服务智能性及精准性。在这种形势下，凭借知识表示、语义推理优势，知识图谱可结合深度学习算法、政策知识要素来揭示富语义的网状知识体系，通过补全知识要素来提升政策大模型知识问答服务的稳定性、可解释性。因此，研究知识图谱增强的政策大模型知识问答问题具有重要的学术价值与现实意义。

本着融合现有政策知识问答系统的设计范式与知识图谱增强大模型语义理解、缓解大模型生成幻觉的方法技术，形成知识图谱增强的政策大模型知识问答系统构建范式，进而提升政策大模型知识问答服务的稳定性、准确性、智能性的宗旨，本研究重点针对政策知识图谱智能化构建与测评、大模型知识问答系统服务精准性提升与功能性测评问题，分析知识图谱增强的政策大模型知识问答系统运行机制，以依托知识图谱整合、组织海量政策事实数据、知识资源进行领域知识库构建，同时辅助政策大模型克服认知固化、理解缺失、联想发散、黑盒生成等固有局限，并提升场景理解、知识认知能力，进而精确理解用户意图、需求并利用大模型“知识涌现”能力增强知识问答服务性能与效能；同时构建并评测知识图谱增强的科技政策大模型知识问答系统，凝练政策知识问答系统构建范式、知识图谱增强大模型技术方法，最终形成知识图谱增强的政策大模型知识问答系统构建方案，可供相关政策大模型知识问答系统构建、知识图谱增强的政策大模型知识服务应用参考。

1 相关研究

鉴于现有政策大模型、政策大模型知识问答及知识图谱增强的政策大模型知识问答系统的研究较匮乏，本研究围绕政策知识问答系统、知识图谱增强大模型主题检索梳理相关文献。

1.1 政策知识问答系统

现有政策知识问答系统研究主要通过数智技术挖掘公文档案、法律法规等政策信息资源知识价值[1]，构建基于知识库的政策知识问答系统，以感知、理解国家、社会、组织及个人等政策主体的需求，并面向政策过程、社会治理、公共服务等社会管理活动创新问答方法，提供综合知识问答服务：先构建政策知识模型辅助挖掘海量政策文本语义知识、揭示知识特征、发现知识关联，再基于人工定义的问答模板提供知识问答服务[2-3]。鉴于现有技术所生成答案内容相对简单、固化，难以满足用户需求，部分学者按照“知识建模-问答匹配-内容生成-评估优化”的思路，构建并优化基于用户问句语义理解的智能政策知识问答系统：华斌等[4]基于深度学习算法抽取政策文本的知识元素，并据此匹配问句信息、关联答案，以优化政策智能知识问答系统；Otegi A 等[5]提出新型关联匹配框架，支撑基于 BERT 模型的问句识别与答案排序以精确生成答案，并据此构建面向政府决策分析的新冠防控政策知识问答系统。需注意的是，现有政策知识问答系统亟需更新数智技术以更好支撑自然语言交互式问答。此外，部分学者从场景适用性、感知有用性、问答智能性、服务易用性等维度，构建政策知识问答系统的服务性能与效能评价指标体系[6-7]，进而据此评估实际问答系统服务的即时性、有效性等并按用户反馈优化系统功能[8-9]。

1.2 知识图谱增强大模型

受限于训练语料杂糅、语义理解机制欠缺、领域认知能力不足等因素，现有大模型知识服务存在内容错误、价值误导、虚假输出等“幻觉”问题[10]，难以满足用户的个性化、精确化、智能化问答需求。为此，学者们提出借助领域知识及知识图谱优势增强大模型语义理解、逻辑推理等能力的技术方法，以便大模型调用参数化知识提升内容生成质量、缓解“幻觉”现象。现有知识图谱增强大模型技术主要分为大模型训练增强、大模型推理增强、大模型生成增强、大模型解释增强 4 类，在语义理解、智能推理方面已取得一定成效，具备可移植性。基于知识图谱的大模型训练增强将实体、关系、属性等信息转为大模型训练语料库，辅助大模型提升内容生成能力：Agrawal G 等[11]设计包含文本对齐、三元组转化、实体子图构建、文本再处理过滤的 TEKGEN 语言化管道模型，据此转化图谱知识为语料库，供大模型微调训练以提升对话能力。基于知识图谱的大模型推理增强利用知识图谱结构化推理特性，针对大模型在模型推理、内容生成阶段参数黑盒调用、静态数据训练机制引发的幻觉现象，通

中国知网 https://www.cnki.net

过注入知识逻辑来提升大模型推理能力：Sun Y 等[12]设计旨在增强大模型推理能力的 JointLK 模型，该模型基于图神经网络与自注意力机制来细粒度双向映射文本信息与知识图谱数据，通过图节点降噪方法来支持基于证据的大模型复杂知识推理。基于知识图谱的大模型生成增强通过在内容生成阶段，将知识图谱信息转化为知识矢量索引来辅助大模型自我更新知识，进而提升内容生成实时性、准确性：胡志强等[13]基于嵌入模型将多模态知识图谱节点数据转化为矢量知识库，据此细粒度解析大模型提问文本并通过 Cypher 查询语句预生成答案文本，进而将其输至大模型辅助完善答案生成结果。基于知识图谱的大模型解释增强依托知识图谱的图结构推理来解释大模型推理过程、增强大模型决策透明度，以提升答案生成结果的可解释性、可理解性：Chen Z 等[14]基于图神经网络算法采集大模型决策信号，进而据此检索图谱知识来构建答案的解释结果集，最终根据结果集生成“问题-答案-解释”三元组集供大模型认知、理解，以提升知识问答效能。

综上所述，现有政策知识问答系统研究提供了相对成熟、基于知识库的政策知识问答系统构建方案，但相关系统实质仍通过识别问句关键信息、多维机械式关联问题库与答案库来组合生成答案，致使系统受限于问题库、答案库所预设模板，难以深度理解用户的多样化生成高价值答案内容需求，也难以满足复杂场景下的综合政策问答需求，亟需借助具备自理解、自组织、自生成优势的大模型技术提升政策知识问答系统的服务性能。此外，鉴于知识图谱增强大模型方法在克服大模型生成幻觉方面的成效及可移植性，知识图谱可用于大模型的预训练、推理、生成等环节，以增强政策大模型知识问答系统的问句精准识别、答案智能生成能力，为知识图谱增强的政策大模型知识问答系统构建奠定基础。

2 系统总体设计

本研究参考基于知识库的政策知识问答系统构建范式与部分领域大模型应用实践，结合知识图谱增强大模型方法，分析知识图谱增强的政策大模型知识问答系统运行机制以指导系统设计、构建。

2.1 设计基础

2.1.1 设计目标

本研究顺应政府公共服务智慧化变革与政策知识服务数智化创新趋势，结合信息资源管理领域的大模型与知识图谱应用实践[15]，系统分析政策知识问答的智能化、个性化服务需求，充分融合知识图谱的知识语义表示、智能推理优势与大模型的智能理解、组织与生成等优势，通过知识图谱为政策大模型注入事实性知识，以最大程度消除大模型“知识幻觉”问题，进而依托知识图谱增强的大模型技术方法进行语义分析并精准识别用户自然语言式提问中的关键信息、智能推理用户需求，同时据此智能组织知识，生成精准且专业的自然语言式答案，最终形成协同问答场景、政策数据、知识图谱的政策大模型知识问答系统运行机制，以便辅助体系化揭示并整合各核心处理环节，指导知识图谱增强的政策大模型知识问答系统构建实践。

2.1.2 设计原则

（1）处理体系化。本着通过分层解耦来体系化聚合数据采集、数据预处理、图谱构建等处理环节的宗旨，本系统设计遵循知识图谱增强的知识问答机理，通过 API 接口协同各处理环节，按需集成外部 API 来增强知识问答广度和深度，提升系统拓展性，最终构建组件协同、流程优化、性能优异的政策大模型知识问答系统。

（2）部署轻量化。本着精简设计、复用算法宗旨，本系统设计遵循开源技术框架封装系统各处理环节以简化系统部署流程，提升系统的自适应性和可移植性。

2.1.3 设计思路

系统总体遵循“问句理解-答案生成”逻辑并结合 ReAct 模式[15]、知识增强文本生成原理[16]，来解析知识图谱增强的大模型生成内在逻辑与机理，分层组织知识图谱构建、问答处理等处理环节。系统运行依托开源的知识增强大模型、系统构建框架，支撑政策大模型问答逻辑，以充分利用知识图谱数据精确整合、信息语义关联、知识理解推理等优势来精准化、体系化大模型知识问答处理，实现基于语义认知的智慧政策知识问答服务。

2.2 运行机制

知识图谱增强的政策大模型知识问答系统运行机制按层逻辑组织、协同管理、关联集成各处理环节，并通过 API 接口支撑服务交互层、问答处理层、图谱构建层与数据整合层间交互，如图 1 所示。

2.2.1 服务交互层

服务交互层提供访问界面来处理用户与系统交互。其接收用户提问输入、接受并展示问答处理层生成的答案，并根据反馈评价、会话管理、服务更新等需求拓展 API 来提供精准交互知识服务。

中国知网 https://www.cnki.net

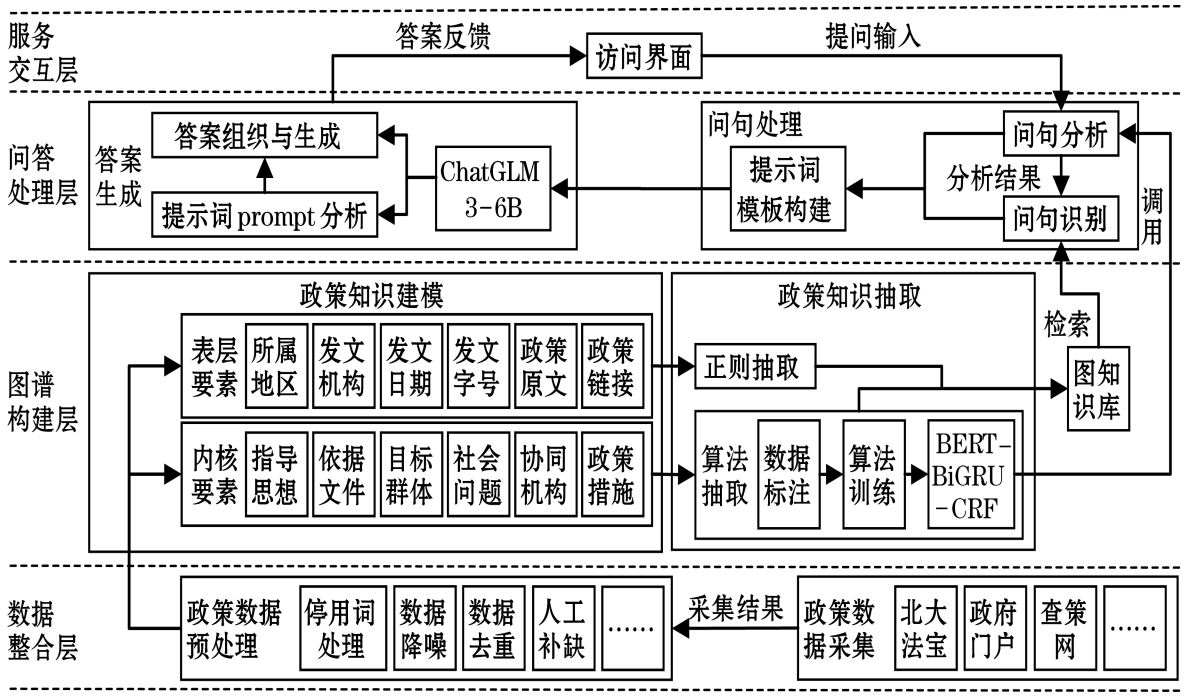

图 1　知识图谱增强的政策大模型知识问答系统运行机制

2.2.2　问答处理层

问答处理层分析所接收的用户提问，进而检索知识库以识别其中的关键信息并据此构建提示词模板，再交由大模型基于其“知识涌现”能力自主分析、组织、生成自然语言式答案并返给服务交互层，涉及问句处理、答案生成环节。

2.2.3　图谱构建层

作为政策知识问答系统稳定、精准服务的重要保障[11]，图谱构建层精准建模表层、内核政策要素、内涵、关系，按知识要素类型分别运用正则表达式、智能算法抽取数据集中的政策知识，构建政策知识图谱并形成图知识库，最终辅助大模型推理分析用户提问，实现知识增强的智能问答，涉及政策知识建模、政策知识抽取环节。

2.2.4　数据整合层

高效采集、处理多源数据是知识问答系统智能性的基础特征[17]。数据整合层分布式采集、预处理多源异构政策数据，为图谱构建等环节提供数据保障，涉及政策数据采集、政策数据预处理环节。

3　系统构建与效果评测

本研究大规模搜集科技政策数据样本，基于语义知识模型、BERT-BiGRU-CRF 算法构建用于增强大模型的政策知识图谱，进而基于该图谱构建知识图谱增强的政策大模型知识问答系统，并从基础问答、动态问答、专题问答、综合解读维度测评所构建系统功能。

3.1　政策知识图谱智能构建

3.1.1　数据集构建

考虑政策时效性、可获取性、连续性及计算资源限制，本研究以省部级政府门户网站、北大法宝数据库、查策网等为数据源，参考《科技政策与进步法》，以“科技计划”“科技创新”“知识产权保护”“创新创业”“科技人才”“科学成果转化”“技术推广”“科技合作”“科技奖励”等为关键词检索 2015—2023 年省部级科技政策条文，用网络爬虫共采集到 11 235 条数据记录，按所属地区、发文日期、政策标题、发文字号、政策原文、政策链接结构化处理后形成初始数据集。然后，用正则表达式预处理政策数据后形成 11 097 条记录，涉及停用词处理、降噪、去重、人工补缺操作。

3.1.2　语义知识建模

参考张维冲[18]、支凤稳[19]的政策知识图谱构建实践，本研究解析政策语义要素、定义要素内涵、分析政策要素与政策文件间关系以建模政策知识，保障知识库深度、广度及精准度，具体如表 1、表 2 所示。

中国知网　https://www.cnki.net

表 1 政策语义要素及其内涵

要素类别	要素名称	要素内涵
表层要素	所属地区	政策发布或适用的地区，本研究中部级单位制定的政策为“国家政策”
	发文机构	政策文件的发布机关
	发文日期	政策文件的正式发布日期，表明政策的生效时间
	发文字号	政策文件发文登记时赋予的唯一编号
	政策原文	政策文件的完整内容，包括标题、正文等核心部分
	政策链接	政策文件在互联网上的访问地址链接
内核要素	指导思想	政策制定的理论指导
	依据文件	政策制定过程中参考或依据的政策文件、法律法规、研究报告等
	目标群体	政策直接影响或意图服务的特定群体
	社会问题	政策旨在解决的社会现象或问题
	协同机构	政策文本中要求协同执行的政府机构、社会组织等
	政策措施	政策文件提出的行动方案、计划、要求等

表 2 政策的语义要素及与政策文件的关系

要素类别	要素名称	与政策文件关系	要素类别	要素名称	与政策文件关系
表层要素	所属地区	政策文件-属于-所属地区	内核要素	政策措施	政策文件-实施-政策措施
	发文字号	政策文件-发文-文件字号		社会问题	政策文件-针对-社会问题
	发文日期	政策文件-生效-发文日期		目标群体	政策文件-面向-目标群体
	政策链接	政策链接-链接-政策文件		依据文件	政策文件-引用-依据文件
	发文机构	发文机构-制定-政策文件		指导思想	政策文件-遵循-指导思想
	政策原文	政策文件-指代-政策原文		协同机构	协同机构-执行-政策文件

3. 1. 3 政策知识抽取

（1）表层知识要素抽取。考虑政策表层知识要素结构化特征、文本表现形式较固定的实情及其抽取的高效性、准确性、易实现性需求，本研究在数据采集与处理阶段，通过正则表达式结构化、精确化抽取知识要素，并通过 py2neo 库直接存入 Neo4j。

（2）内核知识要素抽取。多维、隐式、深层政策知识要素语义挖掘是政策知识图谱的细粒度构建、智能化利用核心[18]。鉴于正则表达抽取法难以支撑泛主题、杂内容海量政策文本的政策内核知识要素抽取，以及基于算法直接抽取法难以充分理解政策文本语义实情，本研究先根据内核知识要素内涵人工标注政策文本以显性化内核知识要素特征，形成富语义政策标注数据集，再用深度学习算法自学习、理解该标注数据集的语义信息以精准认知政策知识规律，训练结束后用该算法准确抽取政策的内核知识要素。

①数据标注。本研究组建包含多名相关学科硕士生、本科生及一位领域专家的数据标注小组，由该小组根据内核知识要素设计政策知识实体，并基于 EasyData 软件用 BIOES 标注法可视化标注政策文本数据，进而辅助提高算法的实体识别精准度。政策标注数据集示例如表 3 所示。其中，“B”表示实体开始，“I”表示实体中间部分，“E”表示实体结束，“O”表示非实体词，“S”表示单独实体。实际标注中，需通过多轮标注来形成初始标

中国知网 https://www.cnki.net

注数据并交由专家审核，小组按专家意见迭代形成政策标注数据集，并按 8∶1∶1 比例分为训练数据集、验证数据集和测试数据集，具体包含 5 420 条、677 条、679 条政策数据。

表 3　政策标注数据集示例

原始文本	标注结果	标注解析
编制产业知识产权发展状况报告	“编-B-政策措施”“制-I-政策措施”“产-I-政策措施”“业-I-政策措施”“知-I-政策措施”“识-I-政策措施”“产-I-政策措施”“权-I-政策措施”“发-I-政策措施”“展-I-政策措施”“状-I-政策措施”“况-I-政策措施”“报-I-政策措施”“告-E-政策措施”	“编制产业知识产权发展状况报告-政策措施”实体；其中“编”标为实体开始，“告”标为实体结束，其余标为实体内容
聚焦支持创新型中小微企业成长为创新重要发源地	“聚-O”“焦-O”“支-O”“持-O”“创-B-目标群体”“新-I-目标群体”“型-I-目标群体”“中-I-目标群体”“小-I-目标群体”“微-I-目标群体”“企-I-目标群体”“业-E-目标群体”“成-O”“长-O”“为-O”“创-O”“新-O”“重-O”“要-O”“发-O”“源-O”“地-O”	“创新型中小微企业-目标群体”实体；其中“创”标为实体开始，“业”标为实体结束。此外，I 标为实体内容，O 标为无效信息

②算法训练。根据硬件资源环境限制及系统精准表示特征、深度理解语义、高效抽取知识等需求，本研究基于政策标注数据集训练 BERT-BiGRU-CRF 算法，以捕捉政策关键语义信息、认知政策数据深层知识规律，进而高效抽取政策的内核知识要素。具体而言，本研究选取基于大规模中文语料训练后的 BERT 模型作为算法底座，用 BERT 模型的中文语境基础理解能力矢量化政策标注文本特征并输至 BiGRU 中间层，再由中间层基于双向门控结构过滤无效信息并保留上下文重要特征以理解政策文本潜在语境；BiGRU 双向基于重置门机制、更新门机制分别识别政策标注文本局部特征、前文特征以获取其上下文依赖特征；由 CRF 输出层用状态转移矩阵来数学建模政策标注文本位置特征，并据此通过条件概率函数来整合上下文特征进而输出最优全文特征序列，最终提升算法模型的实体识别准确性。

③验证测评。本研究用精确率（precision，P）、召回率（recall，R）及 F1 值（F1 score）来多轮测评算法训练过程中的实体抽取效果，测评最优值如表 4 所示，并将内核政策知识要素的抽取结果存入 Neo4j，进而融合表层知识要素实例数据最终构建的科技政策知识图谱如图 2 所示。可以看出，大规模政策数据训练后的 BERT-BiGRU-CRF 算法可捕捉政策的关键语义信息、认知政策数据的深层规律，并一定程度理解政策语境，可有效支持政策内核知识抽取及问句关键信息识别。

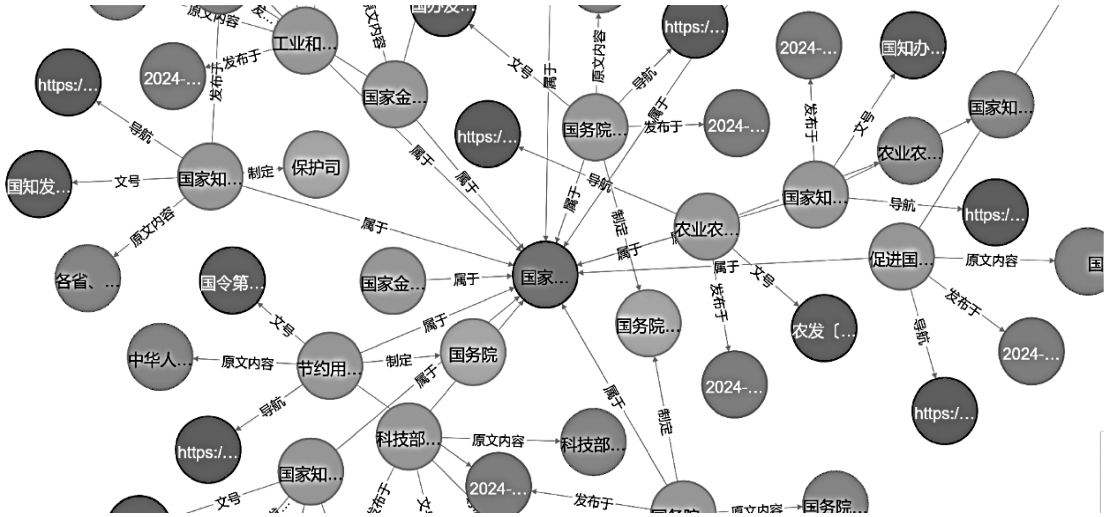

图 2　科技政策知识图谱

中国知网 https://www.cnki.net

表 4 算法实体抽取效果测评

数据集	含义	P（%）	R（%）	F1（%）	数据集	含义	P（%）	R（%）	F1（%）
dev. txt	验证数据集	80. 42	90. 68	85. 25	test. txt	测试数据集	79. 83	90. 06	84. 63

3. 2 系统实现及其功能测评

3. 2. 1 系统功能实现

（1）基础环境与技术选型。根据大模型参数的文件存储、模型加载、计算处理等需求，本研究首先云端配置大模型的计算环境，包括硬盘、内存、显卡等硬件资源；本地配置问答系统的基础环境，包含 CPU、内存、硬盘等硬件资源。其次，根据系统的稳定性、适应性需求，本研究选择较可靠的 Python3. 9 作为编程语言以充分利用其自带的丰富开源库，选择集成性良好的 PyCharm 2022. 1. 2（Professional）作为 IDE 工具以更高效编写、编译、调试代码；根据 MVC 系统构建、大模型应用范式，分别选择 Django 框架、Langchain-Chatchat 框架作为系统构建、大模型部署框架；根据系统的计算性能、矩阵运算需求，分别选择 CUDA、PyTorch 作为并行计算引擎、深度学习引擎，以充分发挥 GPU 计算性能，优化计算流程。最终选定的云端+本地软硬件环境如表 5 所示。

表 5 系统构建的基础环境与技术选型

名称	版本	名称	版本
编程语言	Python3. 9	编程环境	PyCharm 2022. 1. 2（Professional）
并行计算引擎	CUDA 12. 0	深度学习框架	PyTorch 2. 1. 2
显卡	RTX3090ti（24G 显存）	内存	64GB（云端），16GB（本地）
硬盘	256GB（云端），1TB（本地）		

（2）系统部署。本研究依托 Autodl 云算力平台构建大模型计算的硬件环境，进而基于 Langchain-Chatchat 框架云端部署 ChatGLM3-6B 模型，并提供 API 支持 HTTP 式本地访问；基于 Django 框架封装 ChatGLM3-6B 模型调用 API 并配置路由，以支持本地 Web 式访问；本地部署请求交互模块，基于 Langchain-Chatchat 框架部署问答处理模块，以支持基于政策知识图谱、大模型进行问句识别、答案组织与生成。

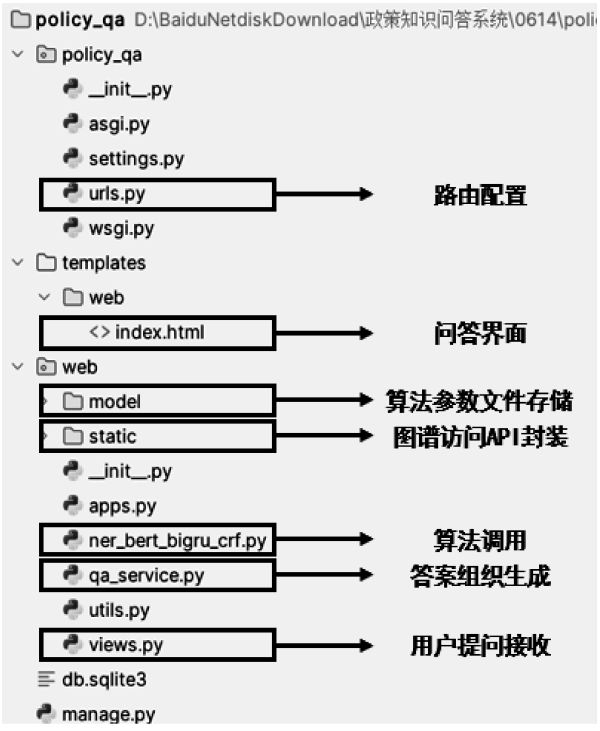

图 3 知识图谱增强的政策大模型问答系统程序包结构

（3）功能实现。本研究所构建系统 IDE 中程序包结构如图 3 所示。系统接收到用户通过 Web 问答界面提交

中国知网 https://www.cnki.net

的请求后，交由请求交互模块据此调用 BERT-BiGRU-CRF 模型来识别用户提问的关键信息，系统根据识别结果检索政策知识图谱并识别用户真实需求，进而据此补全 prompt 模板并交由云端大模型来语义理解、智能组织、精准生成答案。

具体而言，前端 Web 交互界面涉及封装大模型 API 的 urls 程序、提供前端问答 Web 界面的 index 程序；问答业务逻辑涉及用于接收由 urls 程序转交的用户提问的 views 程序，调用 BERT-BiGRU-CRF 算法来识别用户提问中关键信息的 ner_ bert_ bigru_ crf 程序，根据识别结果检索知识图谱以识别用户真实需求并返回知识三元组，根据三元组补全 prompt 模板交由云端大模型理解、组织、生成答案并返至 Web 端的 qa_ service 等程序。此外，还涉及存储 BERT-BiGRU-CRF 算法参数文件的 model 程序、封装 Neo4j 访问 API 的 static 程序。

3.2.2 系统功能测评

（1）测评方法和目的。鉴于政策大模型知识问答系统功能测评的研究匮乏，本研究参考李晓松等[20]设计的科技情报研究领域大模型测评总体框架，构建政策大模型知识问答系统功能测评数据集，从基础能力、动态能力、专题能力、综合能力四个维度，全面测评政策大模型知识问答系统的功能，测评结果详见表6。需注意的是，限于原始答案集的规模，表中的问答结果为简化后的大模型回答要点。

表6 知识增强的政策大模型知识问答系统功能测评结果

问题类型		问题示例	回答结果
基础能力	政策背景	长三角系列科技政策制定背景是什么？	长三角系列科技政策制定背景主要有：国际竞争压力；提高区域发展质量；提升产业链水平；争夺人才
	政策检索	河南省种业农业发展政策有哪些？	河南省作为我国中部地区重要的农业省份，为提高农业发展质量和效益，出台了系列政策来支持种业农业发展，主要有《河南省农业厅关于促进农业科技创新的若干意见》《河南省人民政府关于加快农业现代化建设的意见》《河南省农业厅关于实施农业知识产权保护的意见》《河南省人民政府关于促进农业产业融合发展的若干意见》《河南省人民政府关于支持农业供给侧结构性改革的若干意见》《河南省农业厅关于推进农业绿色发展的若干意见》《河南省人民政府关于加强农业科技创新的若干意见》《河南省农业厅关于促进农业现代化建设的实施方案》
	政策咨询	如何申请国家企业技术认证中心认证？	申请国家企业技术认证中心认证需遵循以下步骤：了解认证要求；准备申请材料；填写申请表；提交申请材料给国家企业技术认证中心；等待审核；获得认证
动态能力	政策规划	请分析广东省科技政策整体规划设计	广东省作为我国改革开放和现代化建设的先行区，科技政策整体规划设计注重以下方面：优化科技创新体系；加大研发投入；促进科技成果转化；培育引进高端人才；推动科技产业融合发展；加强科技创新合作；促进科技创新政策体系建设；推动科技支撑经济发展
	政策发展	请分析湖北省科技政策定位及未来政策制定方向	湖北省作为我国中部地区重要省份，科技政策定位主要体现在以下方面：支撑湖北经济社会发展；优化产业结构；提升科技创新能力；促进科技与产业融合。未来湖北省科技政策制定方向集中在以下方面：加强科技创新体系建设；促进科技成果转化；培育和引进高端人才；推动科技产业融合发展；加强科技创新合作；促进科技创新政策体系建设；推动科技支撑经济发展
	政策制定	请分析浙江省科技政策制定的重心与要点	浙江省作为我国改革开放和现代化建设排头兵，科技政策制定重心与要点主要体现在以下方面：提升科技创新能力；促进科技成果转化；培育引进高端人才；推动产业升级；加强科技创新合作；促进科技创新政策体系建设；推动科技支撑经济发展

中国知网 https://www.cnki.net

问题类型		问题示例	回答结果
专题能力	政策综合解读	《河北省加快推进钢铁产业高质量发展若干措施》主要内容有哪些?	《河北省加快推进钢铁产业高质量发展若干措施》主要内容包括：提高政治站位；强化政策支持；提升研发创新能力；加强组织实施；严格控制产能规模；优化产业空间布局；加强国际合作与“走出去”步伐
	政策专题分析	江苏省规范推进特色小镇的政策安排情况有哪些?	江苏省政府规范推进特色小镇的政策安排主要包括：加强小镇规划；完善小镇基础设施；优化产业布局；保护和利用历史文化资源；加强生态环境保护和治理；优化小镇居民和服务；鼓励创新和创业；加强小镇运营和管理
	政策专题综述	浙江省培育未来发展企业的政策制定情况综述	以下是对浙江省培育未来发展企业的政策制定情况的综述：优化营商环境；支持科技创新；鼓励企业上市；促进产业升级；加强人才培养；推动企业兼并重组
综合能力	政策对策	湖南省推进科技创新发展面临的问题、原因及政策解决方案有哪些?	湖南省推进科技创新发展面临问题和原因主要有（原政策并未提及，大模型基于现有政策数据自行生成）：研发创新能力不足；产业结构不合理；人才流失问题；创新能力受限。针对这些问题，湖南省政府采取了系列政策解决方案：加大研发投入；优化产业结构；培育引进人才；完善科技创新政策体系；促进产学研融合；加强国际合作交流
	政策预测	请分析海南省现代渔业发展前景及未来政策制定策略	新时代背景下，海南省现代渔业发展前景良好，未来政策制定策略如下（现有政策数据集中无海南省现代渔业相关政策，大模型自行生成）：提升渔业产业结构；加强科技创新能力；建立健全现代渔业管理体系；促进渔业与其他产业融合发展；加强国际合作交流；保障渔业生态安全

（2）测评结果及分析。从表 6 可看出，针对基础能力，系统可语义理解政策背景、政策检索需求、政策咨询问题等，并根据已有数据准确生成答案；针对动态能力，系统可基于已有政策要点，从宏观环境、产业体系、政策体系、政策措施等方面，动态回答政策规划、政策发展、政策制定等问题；针对专题能力，系统可依托知识图谱智能识别用户专题需求，限定检索范围并综合解读、专题分析、专题综述特定区域、领域、主题政策，以准确生成答案；针对综合能力，系统自行生成原始政策中并不存在的内容，但回答政策对策、预测等问题的逻辑性欠佳。

分析可得，相较传统政策知识问答系统及大模型知识问答系统，本研究所构建知识图谱增强的政策大模型知识问答系统更注重基于结构化知识增强大模型的语义知识理解及逻辑推理能力，可高效理解用户需求并据此智能解读政策资源，以理解政策体系、发展阶段及方向并动态针对性生成答案，表现出良好的基础能力、动态能力、专题能力。但面对政策资源缺失场景下的复杂问题分析处理情形，系统虽可依托大模型理清用户的提问逻辑并自组织、生成答案，但综合能力表现不理想。

4 结语

综上，本研究首先遵循处理体系化、部署轻量化原则，分析了知识图谱增强的政策大模型知识问答系统运行机制，以分层解耦、整体揭示系统构建逻辑：具体分为数据整合层（采集、预处理政策数据）、图谱构建层（抽取政策表层、内核知识要素，并据此构建政策知识图谱）、问答处理层（解析用户提问并据此检索知识图谱、丰富提示词，以辅助政策大模型语义理解用户提问、智能生成答案）、服务交互层。其次，本研究依托 Django 框架、开源大模型应用 Langchain-Chatchat 框架，构建了 Web 式云端接入+本地问答处理的政策大模型知识问答系统：基于 Django 框架部署 Web 问答界面、后端知识图谱构建环节，以基于领域知识模型抽取政策数据集知识实体并构建政策知识图谱（具体用正则表达法抽取表层知识实体，用 BERT-BiGRU-CRF 算法学习人工标注后数据集的内核知识特征并据此抽取实体，进而融合实体关系来构建知识图谱并存至 Neo4j）；基于 Langchain-Chatchat 框架部署 ChatGLM3-6B 模型，进而调用 BERT-BiGRU-CRF 算法提取用户提问中的关键信息，并据此检索政策知识图谱、补全 prompt，以便大模型更精准理解问句、生成优质答案并返给用户。最后，本研究自建科技政策数据

中国知网 https://www.cnki.net

集，并据此用精确率、召回率等指标测试了基于 BERT-BiGRU-CRF 算法抽取政策知识的效果；自建问答测试集并从基础能力、动态能力、专题能力、综合能力视角评测了所建系统的功能。结果显示：BERT-BiGRU-CRF 算法可高效抽取政策知识，所构建系统的基础能力、动态能力、专题能力出色，但该系统在复杂问答环境下的综合能力不理想。

下一步，笔者将从数据智能复杂系统工程视角，及基础设施、问答数据、问答技术、问答业务、问答服务维度，系统构建知识图谱增强的政策大模型知识问答系统架构体系；同时，从系统功能完善视角，丰富本研究所构建系统的功能并增加反馈提升功能，以形成“数据集构建-知识库构建-知识增强问答-反馈提升”功能链：探索扩充知识图谱实例数据及政策问答数据集等标注数据集，进而据此通过微调方式来提升系统的语义理解能力，通过大模型自适应补全知识图谱数据，以提升系统的复杂问答场景识别、答案智能生成能力，最终构建智慧政策知识问答系统，助推智慧政府建设。

参考文献

[1]胡吉明．政策文本研究：从内容计算到功能理解[J]．图书情报知识，2023（4）：145-152.

[2]胡吉明，钱玮，苗煜松．基于特征表示深度学习的政策精准推送模型研究[J]．情报杂志，2025（2）：167-173.

[3]王友奎，张楠，赵雪娇．政务服务中的智能问答机器人：现状、机理和关键支撑[J]．电子政务，2020（2）：34-45.

[4]华斌，康月，范林昊．政策文本的知识建模与关联问答研究[J]．数据分析与知识发现，2022（11）：79-92.

[5]Otegi A，San Vicente I，Saralegi X，et al. Information Retrieval and Question Answering：A Case Study on COVID-19 Scientific Literature [J]. Knowledge-Based Systems，2022，240：108072.

[6]冉龙亚，陈涛，孙宁华．技术特性对政务智能聊天机器人初始信任的影响[J]．情报杂志，2022（7）：138-144.

[7]王友奎，赵雪娇，张楠．政务服务中智能问答机器人创新扩散的影响因素研究——基于事件史分析[J]．电子政务，2019（12）：75-85.

[8]王芳，魏中瀚，连芷萱．政务智能问答系统评价指标体系构建与测评问题编制[J]．图书情报知识，2023（6）：98-111.

[9]张馨月，王芳．基于 KANO 模型的政务智能问答系统功能优化研究[J]．情报科学，2024（8）：54-64.

[10]王洁．ChatGPT 对知识服务的五大变革[J]．图书馆，2023（9）：10-16.

[11]Agrawal G，Kumarage T，Alghamdi Z，et al. Can Knowledge Graphs Reduce Hallucinations in LLMs?：A Survey [EB/OL]．(2024-03-16) [2025-02-18]. https：//arxiv. org/pdf/2311. 07914.

[12]Sun Y Q，Shi Q，Qi L，et al. JointLK：Joint Reasoning with Language Models and Knowledge Graphs for Commonsense Question Answering [C]// Carpuat M，de Marneffe M-C，Ruiz I V M. Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics：Human Language Technologies. Seattle：Association for Computational Linguistics，2022：5049-5060.

[13]胡志强，潘鑫瑜，文思捷，等．结合多模态知识图谱与大语言模型的风机装配工艺问答系统[J]．机械设计，2023（S2）：20-26.

[14]Chen Z，Chen J，Gaidhani M，et al. XplainLLM：A QA Explanation Dataset for Understanding LLM Decision-Making [EB/OL]．(2024-09-20) [2025-02-18]. https：//arxiv. org/pdf/2311. 08614v1.

[15]郭利敏，付雅明．融合 ReAct 模式的图书馆大语言模型知识服务系统构建[J]．图书馆论坛，2024（6）：61-70.

[16]Yu W H，Zhu C G，Li Z T，et al. A Survey of Knowledge-Enhanced Text Generation [J]. ACM Computing Surveys，2022，54 (11)：1-38.

[17]栾宇，张海涛，庞宇飞，等．面向重大突发事件的智慧政府情报决策系统构建研究[J]．情报理论与实践，2023（3）：51-59.

[18]张维冲，王芳，赵洪．基于全要素网络构建的大规模政策知识关联聚合研究[J]．情报学报，2023（3）：289-303.

[19]支凤稳，孟佳琪，郑彦宁．科技报告政策细粒度知识图谱构建及应用研究[J]．情报理论与实践，2024（7）：170-180.

[20]李晓松，李增华，赵柯然，等．科技情报研究领域的大语言模型测评工作思考[J]．情报理论与实践，2024（11）：170-176+200.

孙雨生 湖北工业大学经济与管理学院教授，湖北工业大学湖北农业装备制造产业发展研究中心教授，湖北工业大学湖北省非物质文化遗产研究中心教授，博士生导师，博士。研究方向：数据智能系统工程、大数据科学与知识服务技术、智慧图书馆技术。通讯作者。

曾俊皓 湖北工业大学经济与管理学院硕士研究生。研究方向：数据智能系统工程、政策信息学、知识图谱技术。

陈思妤 湖北工业大学经济与管理学院硕士研究生。研究方向：数据智能系统工程。

王靖芸 湖北工业大学经济与管理学院硕士研究生。研究方向：知识图谱技术。

中国知网 https://www.cnki.net