

面向风险因果链分析的社区治理知识图谱构建与应用

田萍芳¹, 兰杰¹, 高峰¹, 顾进广¹, 祝歆^{2†}, 刘海俊¹, 宋丽萍²

1. 武汉科技大学 计算机科学与技术学院, 湖北 武汉 430065;

2. 北京联合大学 管理学院, 北京 100101

收稿日期: 2025-04-05 † 通信联系人 E-mail: gltzhuxin@buu.edu.cn

基金项目: 北京市习近平新时代中国特色社会主义思想研究中心项目(23LLGLC127)

第一作者: 田萍芳, 女, 教授, 现从事语义 WEB 和智能信息处理研究。E-mail: 24958320@qq.com

摘要: 知识图谱因其开放性、灵活性和强大的互操作性, 在解决社会治理问题中具有重要应用价值。当前, 社区治理面临居民诉求频繁且处理效率低的问题, 主要由于缺乏系统化分析和有效的跨部门联动机制。为解决这一问题, 提出了一种新的知识图谱构建方法。首先, 通过微调预训练模型, 基于少量标注数据高效提取关键治理要素信息, 显著提高数据处理效率。其次, 结合风险因果链分析与时空维度, 构建了一个新的社区治理本体(Community Governance Ontology, CGO)模型, 为知识图谱提供了结构化语义框架。在此基础上, 构建的社区治理情景下的情景知识图谱(Contextual Knowledge Graph, CKG)融合了时空信息和推理规则, 能够精准进行风险因果分析和紧急程度预测, 并支持智能决策推理与可视化查询。实验结果表明, 所构建的情景知识图谱具备较强的时空互操作性和推理能力, 显著提升了社区治理的智能化水平和治理效率。

关键词: 风险因果链; 模型微调; 时空互操作性; 推理规则; 情景知识图谱

中图分类号: TP391, C916

文献标志码: A

文章编号: 1671-8836(2026)04-0555-13

Construction and Application of a Community Governance Knowledge Graph for Causal Chain Analysis of Risk

TIAN Pingfang¹, LAN Jie¹, GAO Feng¹, GU Jinguang¹, ZHU Xin^{2†}, LIU Haijun¹, SONG Liping²

1. School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430065, Hubei, China;

2. Management College, Beijing Union University, Beijing 100101, China

Abstract: Knowledge graphs, due to their openness, flexibility, and strong interoperability, have significant application value in solving various social governance problems. Currently, community governance faces frequent resident demands and low processing efficiency, primarily due to the lack of systematic analysis and effective cross-departmental coordination mechanisms. To address this issue, this paper proposes a new method for constructing contextual knowledge graphs to improve community governance efficiency. First, by fine-tuning a pre-trained model, key governance elements are efficiently extracted from a small amount of labeled data, significantly improving data processing efficiency. Second, by combining causal chain analysis of risk with spatiotemporal dimensions, a new community governance ontology (CGO) model is constructed, which provides a structured semantic framework for the contextual knowledge graph. Based on this, the constructed contextual knowledge graph (CKG) integrates spatial-temporal information and inference rules, enabling precise risk-cause analysis and emergency severity prediction, while supporting intelligent decision-making inference and visualization queries. Experimental results show that the constructed contextual knowledge graph has strong spatial-temporal interoperability and inference capabilities, significantly enhancing the intelligence level and governance efficiency of community governance.

Key words: causal chain of risk; model fine-tuning; spatiotemporal interoperability; inference rules; contextual knowledge graph

引用格式: 田萍芳, 兰杰, 高峰, 等. 面向风险因果链分析的社区治理知识图谱构建与应用[J]. 武汉大学学报(理学版), 2026, 72(4): 555-567. DOI: 10.14188/j.1671-8836.2025.0086.

TIAN Pingfang, LAN Jie, GAO Feng, et al. Construction and Application of a Community Governance Knowledge Graph for Causal Chain Analysis of Risk [J]. J. Wuhan Univ. (Nat. Sci. Ed.), 2026, 72(4): 555-567. DOI: 10.14188/j.1671-8836.2025.0086(Ch).

0 引言

社区治理现代化是国家治理现代化的重要组成部分,尤其在基层治理中,社区治理作为“末梢环节”在制度落实、群众服务、矛盾化解等方面发挥着至关重要的作用^[1]。与此同时,数字治理的兴起推动了社区联合治理的发展,为社区治理开辟了新的路径,提供了新机遇^[2]。因此,探索如何将大数据、知识图谱(Knowledge Graph, KG)、人工智能等大规模知识分析与建模技术应用于社区治理过程,推动治理实践创新,从而全面提升治理能力和治理水平,具有重要的现实意义。

作为城市管理的关键领域,社区治理当前面临着诸多挑战:居民诉求频繁涌现、诉求量持续高位、政府决策与市民期望之间存在差距。这些问题的背后,反映了治理体系中存在一些深层次的矛盾:一方面,对诉求内容的分析深度不足,导致诉求处理策略缺乏可复制的经验,效率较低。另一方面,诉求问题往往跨地区、跨部门,而现有的多部门联动机制尚不完善,导致诉求解决流程缺乏系统性和规范性。此外,在社区治理过程中未能充分对诉求数据进行系统挖掘,分析仍显不足^[3]。

针对上述问题,本文基于风险因果链分析,提出了一种新的方法构建社区治理情景下的情景知识图谱(Contextual Knowledge Graph, CKG)。本文的主要工作如下:

1) 通过分析风险因果链及其内在联系,并结合决策治理过程,构建了社区治理本体模型(Community Governance Ontology, CGO)。该模型引入时间与空间本体,赋予模型时空可操作性。在空间维度上,能够关联地理位置信息,支持跨系统的地理数据共享与集成;在时间维度上,能够精确表达和处理时间概念及时间关系。CGO模型涵盖社区治理、时间和地域多个维度的知识表示,具备强大的语义表达能力,并实现了风险因果等多个方面的推理,具备社区治理的相关知识推理能力。

2) 对预训练模型进行微调,用微调后的模型对社区治理案例数据进行抽取,并利用 GraphDB 图数据库构建 CKG;导入推理规则并实现推理功能,以支持社区治理的智能决策过程。该 CKG 覆盖了 BJ 市 H 区“接诉即办”平台 2021 年相关数据,包含了 2 036 条原始居民诉求数据(包括诉求内容和解决方案),涵盖了 722 个实体实例、464 个隐患实例、2 824 个时空相关实例等。

3) 作为验证性工作,本文首先对构建好的 CKG 进行验证并验证 CGO 模型的一致性检查和本

体表达能力。其次,将社区治理情境下的案例应用于 CKG。

1 相关研究

社区治理的研究技术不断发展,从早期的现场调研与理论研究,到如今结合大数据与人工智能的量化研究。当前,将人工智能等技术与社区治理问题相结合已成为研究趋势,社区治理正逐步从单一模式过渡到应用人工智能、大数据、物联网、云计算等技术的智慧治理模式^[4-6]。然而,尽管这一治理模式通过智能化处理数据、图表等信息生成了解决方案,但在此过程中,往往忽略了社区场景的复杂性及其公共性特征^[7]。

KG 是一种将领域知识结构化的新技术^[8],不仅在数据表示和知识推理的独特形式继续占据主导地位^[9],而且在情报领域也有相关应用^[10-12]。随着技术的不断发展,KG 逐渐演变为能够适应多种情境需求的 CKG。其中,CKG 通过将事理图谱与 KG 相融合,能够有效地描述特定情境下事件的动态过程。这种融合不仅能够表达基础知识,还能刻画事件演化的全过程^[13]。同时,CKG 具有动态性、语境敏感性和推理能力,更加适配复杂多变的场景需求。在实际应用中,CKG 已经被广泛应用于多种场景,例如:基于用户兴趣的推荐系统^[14]、应急管理^[15]、医疗健康管理等。通过链接外部数据,CKG 可以获得更丰富的上下文信息,对图谱数据进行动态背景补充。此外,在不同应用场景下的 KG 通常涉及多个领域本体的融合。这些本体的结合能够丰富场景中的知识表示,提升数据的综合性与精准性^[16]。例如,地理位置本体结构 GeoNames^[17]为社区治理提供了详细的地理数据,包括城市、国家、地标和经纬度等信息。这些数据不仅有助于识别和描述地理实体,还能够为社区治理中其他领域的本体(如社会问题、公共服务等)提供上下文支持,使得决策治理更加精准、有效。

信息抽取是指将文本中的非结构化信息转化为结构化数据的过程。传统的信息抽取方法主要基于规则和统计模型。近年来,预训练模型为信息抽取带来了显著突破。通过大规模语料的无监督预训练,这些模型能够学习到丰富的语言表征和语义信息,然后在特定任务中进行微调,从而实现高效的抽取性能^[18]。以 BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) 为代表的预训练语言模型,利用双向 Transformer 结构,捕捉文本

的全局上下文信息,极大提升命名实体识别、关系抽取等任务的效果^[19]。此外,UIE(Universal Information Extraction)通过对不同提取结构的统一编码,结合基于模式的提示机制,自动生成提取目标,并通过大规模预训练的文本到结构模型增强信息抽取能力^[20]。随着深度学习和预训练技术的快速发展,这些技术为KG的构建提供了更加灵活和高效的解决方案,尤其是在处理非结构化数据时^[21-22]。

在社区治理领域,融合多个领域的本体模型有助于更精准地表示社区治理知识。通过微调模型抽取海量数据,并链接外部数据库构建CKG,能够高效解决社区治理中的动态诉求,推动决策支持和治理效率提升。

2 本体建模

2.1 社区治理中的风险因果链理论

在社区治理过程中,居民诉求内容主要从风险角度对问题进行描述。在早期研究中,风险的基本组成包括触发风险的实体、风险发生的事件以及由该风险造成的后果^[23]。后续研究为了探讨风险各要素之间的因果关系及其致因机理,引入了风险因果链理论。在风险因果链理论的构建过程中,Benaben等^[24]提出了以“危险(Danger)-风险(Risk)-后果(Consequence)”为核心的因果链模型,但未详细阐明风险要素及其内部逻辑关系。其后研究者进一步定义并描述了风险链元模型的核心要素及其属性和要素间关系,构建了风险因果链模型^[25]。该模型直观展示了风险的致因及触发机制。在该模型中,风险不再是孤立的存在,而是与隐患、实体、事件和后果共同构成一个整体框架。通过这5个要素间的相互作用,有效揭示了风险的形成过程及其可能带来的后果。

风险因果链中5个要素间的关系如图1所示,定义如下:隐患(Hazard),即环境中的潜在危险因

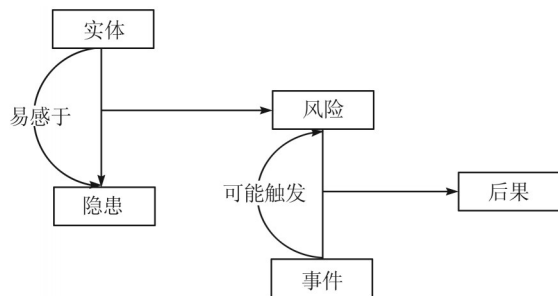


图1 风险因果链主要概念及关联

Fig. 1 Main concepts and associations of risk causal chain

素;实体(Entity),指具有实际或潜在价值的有形资产;风险(Risk),即与特定实体相关的潜在隐患;事件(Event),即引发风险的变化或结果;后果(Consequence),即风险发生后产生的不良影响。要素间的关联可以分为两个阶段:第一阶段是当社区中的实体暴露于某种潜在隐患时,可能引发相应程度的风险;第二阶段是在风险存在的情况下,若触发事件发生,则风险可能进一步演变为严重后果。基于风险因果链理论,可以挖掘出诉求数据中5大要素之间的关联关系,这对于本体模型的构建和推理规则的实现具有重要意义。

2.2 融合风险因果链的社区治理本体建模

社区治理的知识图谱本体建模是基于风险因果链理论知识构建的。首先通过系统化的建模方法,构建一个全面的本体模型CGO。CGO包含因果分析模块、决策治理模块和时空关联模块。其中因果分析模块主要分析诉求中5个要素之间的关联,并基于推理规则实现对隐藏类信息和紧急程度实现推理;决策治理模块描述决策过程中不同部门之间的调配关系,以及部门与活动、参与者与资源之间的相互关系。因果分析模块与决策治理模块之间存在一定的先后关系,通过因果分析可以分析推理出诉求风险,并基于风险、诉求发生地、参与者职责、管辖地等信息推理出合理的决策治理方案。在CGO模型中,除了涵盖社区治理的核心元素外,还引入了时空关联模块。时空关联模块从时间和空间维度提供相应的时空信息,增强了CGO本体在时空层面可操作性,而且在风险因果推理以及决策治理中也可应用。

在社区治理过程中,居民的历史诉求数据通常包含诉求内容和解决方案。其中诉求内容通常包含5个要素中的实体和隐患。部分诉求内容可能还包含事件和后果,而风险则需要基于诉求内容进行判断。例如,居民反映:“冬天水井往外渗水,当低温路面结冰可能导致行人摔倒”,在这一诉求中,实体为“水井”,隐患为“往外渗水”,可能事件为“低温”,后果为“行人摔倒”,而风险则为“影响日常生活”。另一例子是居民反映:“社区内架空线上存在干枯树枝等易燃物”,此诉求中实体为“架空线”,隐患为“堆放易燃物”,而风险则为“火灾安全隐患”。基于风险因果链分析5个要素之间的内在联系,构建了本体模型,5个要素的关联及其在本体中的体现如图2所示。

诉求的解决方案,即结案意见,包括5个主要部分:参与者、参与者活动、协作网络、协作网络活动

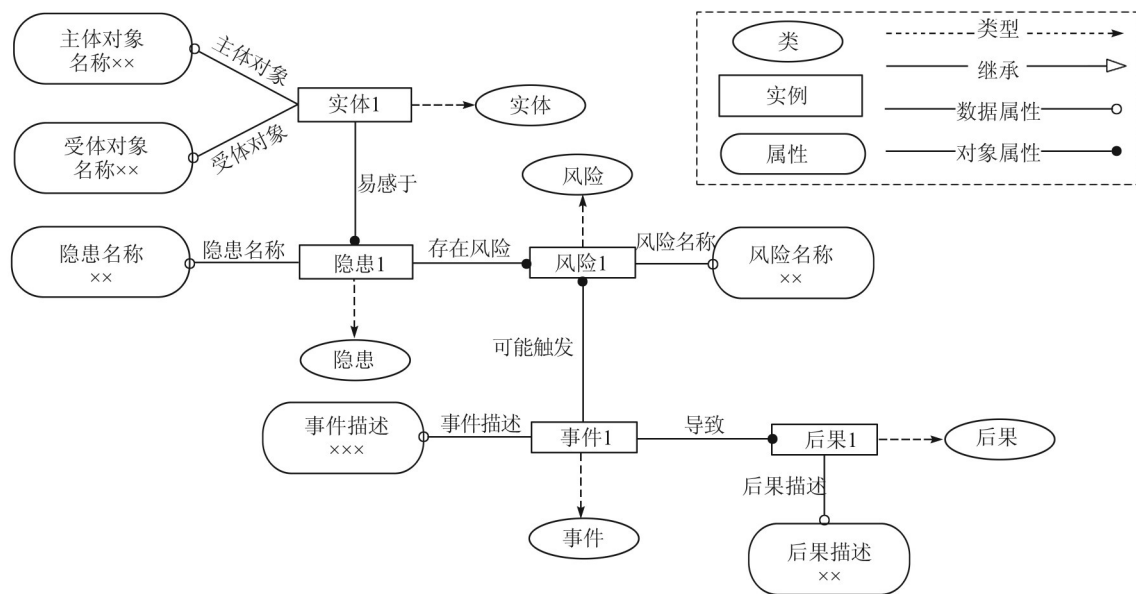


图2 因果分析知识主要概念和关联

Fig. 2 Main concepts and associations of causal analysis knowledge

和资源。其中,参与者指的是处理诉求的部门,而协作网络则是指协作参与者的相关部门。两者在诉求处理过程中的相关活动分别称为参与者活动和协作网络活动。资源主要指处理过程中使用的人力、物力等。职责类型和协作职责类型分别表示参与者和协作网络在处理不同风险时所承担的责任。虽然职责类型和协作职责类型未直接体现在解决方案中,但它们可以从外部信息中获取,并且对整个决策治理过程至关重要。例如,在解决方案“自来水公司已派工作人员到现场进行维修,社区保持关注”中,参与者为“自来水公司”,参与者活动

为“现场维修”,协作网络为“社区”,而协作网络活动为“关注”,资源则为“人力”。在解决方案“社区与物业协调,对社区内架空线进行权属核实,物业已派人将树枝修剪掉”中,参与者为“物业”,参与者活动为“现场清理”,协作网络为“社区”,协作网络活动为“督促物业”,资源为“人力”。此外,由外部背景信息知“社区”的协作职责类型支持“自来水公司”和“物业”的职责类型。因此,通过对解决方案进行实体类划分及关联不同实体类之间的关系,可以构建与决策治理相对应的本体模型。决策治理知识的主要概念和关联如图3所示。

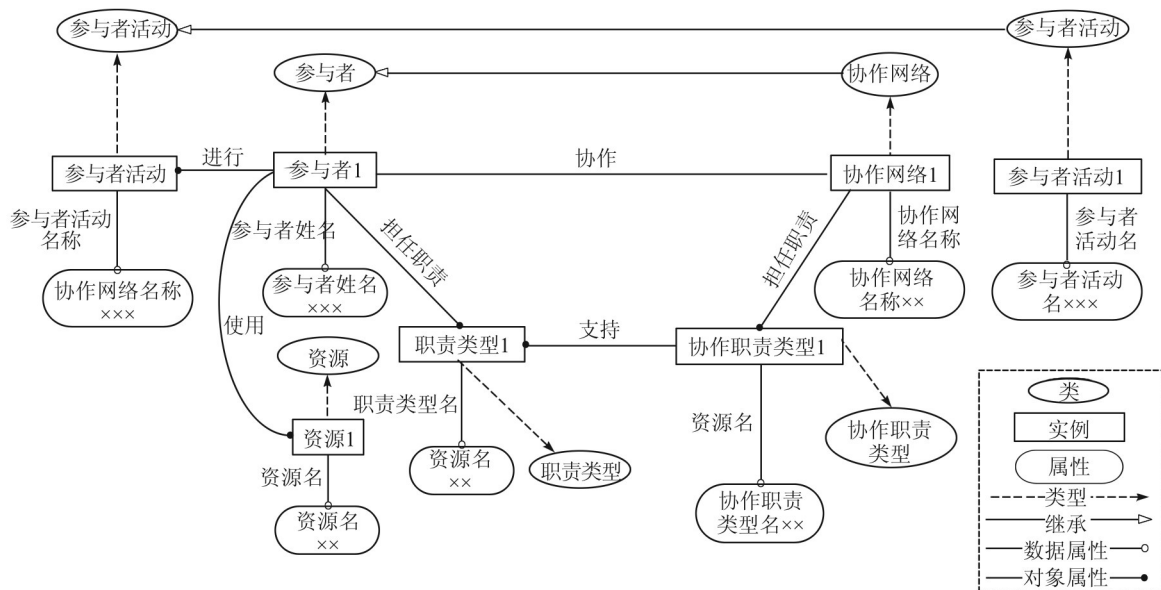


图3 决策治理知识主要概念和关联

Fig. 3 Key concepts and relationships of decision-making governance knowledge

2.3 时空关联本体模型

在CGO模型中,诉求类包含属性诉求编号,并与主题类型、时间、地点以及因果分析模块和决策治理模块中的类建立联系。为了准确表达时间和空间维度,更好地实现因果推理和时空上的决策推理,CGO模型引入了时间本体OWL-Time^[26]和空间本体GeoNames增强模型。

GeoNames提供了标准化的地理知识体系,可用于对文本数据进行地理信息的语义标注和检索。在CGO中,地点类继承了GeoNames中的Feature类,并由地名类和街道类继承;地点类拥有多个数据属性,如名称(name)、纬度(lat)、经度(long)。诉求的发生地为地名,参与者和协作网络的管辖地为街道。街道和地名之间存在对象关系cgo:受辖于。例如,诉求编号“热线210214”的解决方案为“M街道接诉后,综合行政执法队与规自委,房管所,物业等相关人员商议此问题已召开如园小区违建问题专项会议,督促其拆除”,可知参与者为“综合执法队”,协作网络为“村民委员会和物业管理委员会”。基于外部背景信息,参与者和协作网络的管辖地均为“M街道”,而诉求的发生地“X镇如园北区大门口”受辖于街道(M街道)。它们在空间上存在相互关联。社区治理空间维度上主要概念和关联如图4所示。

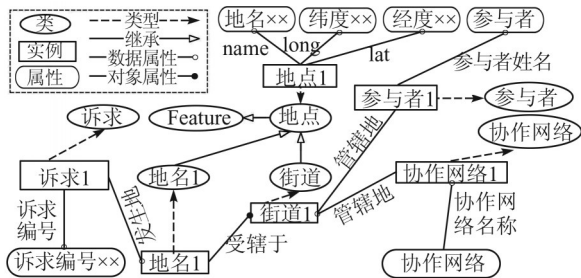


图4 空间维度

Fig. 4 Spatial dimension

在CGO中时间参考OWL-Time时间本体中Time instant类建立时间类,基于数据属性inXSD-Datetime、is before、is after建立时间之间的关系。此外,根据时间所属的月份,建立了季节类及其4个实例:春、夏、秋、冬;并将时间与季节建立了关系geo:所属季节。对于上述诉求编号为“热线210214”的诉求,发生时间为“2021年2月14日11:22”可以确定其所属季节为冬季,时间段为中午等信息。社区治理在时间维度上的主要概念和关联如图5所示。

引入GeoNames和OWL-Time这两个本体模

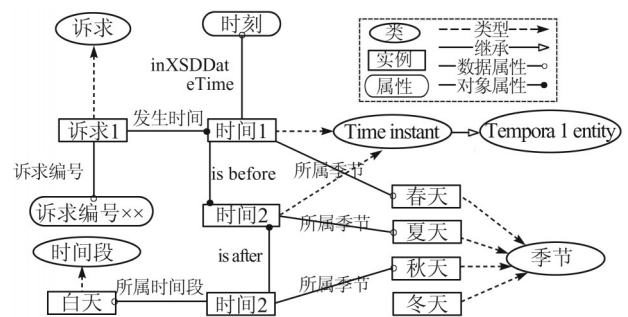


图5 时间维度

Fig. 5 Time dimension

型后,CGO模型显著增强了其在时空维度的建模和应用能力。该模型不仅能够具体化历史诉求内容,还能更好地辅助分析风险因果关系,并深入分析决策治理中的内在联系。这使得对历史诉求内容及解决措施的检索和语义表达变得更加准确。CGO模型完整结构示意图如图6所示。

2.4 基于CGO的风险因果推理和决策推理规则

由于CGO模型仅能检索显性知识,对于隐性知识无法查询,而本体推理能够根据已有的显性知识自动推导出新的知识。基于风险因果链理论与时空逻辑关联,本文在CGO的基础上制定了一系列推理规则,以满足社区治理场景下的多维查询与推理需求。本文设计了两个智能查询推理场景:因果分析推理与决策治理推理。其中,表1展示了风险因果推理规则中的实体隐患推理规则、事件风险推理规则及部分紧急程度推理规则;表2展示了决策推理规则。

因果分析推理基于风险因果链关系构建推理规则,旨在帮助社区工作者快速定位诉求中的风险、事件及后果。推理规则建立了实体、隐患与风险之间的逻辑联系,可通过已知实体和隐患推导出潜在风险,再结合CKG中的事件信息进一步推理可能的后果。此外,推理过程还引入了时间与空间维度的时空信息,以综合判断风险的紧急程度。在时间维度上,通过分析诉求发生的时间段与季节信息,可识别特定时段风险的高发性。例如,当诉求包含“影响出行”类风险并发生在通勤高峰期时,系统可依据时间本体推理得出该风险的紧急程度较高。在空间维度上,系统利用地理位置信息对相邻区域的风险分布进行统计与推理。当某类风险在邻近社区或街道频繁出现时,系统会通过空间邻近关系自动推断该区域内新诉求的风险等级上升。具体而言,当邻近范围内相同风险诉求数量占比超过30%时,系统将紧急程度判定为“高”;默认情况下为“低”。由于GraphDB图数据库不直接支持此

类推理规则,本文通过脚本调用接口实现 SPARQL 查询扩展,以支持该类时空逻辑推理功能。

融合了时空本体的 CGO 模型在决策治理推理中同样发挥着关键作用。系统通过引入诉求发生地、部门职责及管辖地等空间语义信息,从空间隶属关系与管辖逻辑的角度推导出与风险关联的治理参与者及协作网络。例如,当风险发生地与某部门的管辖范围存在空间隶属关系时,系统可结合其职责类型,自动推理出该部门为主要治理主体;若多个协作网络在该区域内存在地理重叠或职能交叉,则进一步推理出其为协同治理的辅助主体。通过引入时空本体,决策推理过程实现了从静态知识匹配到动态空间推理的扩展,不仅增强了推理结果的空间可解释性与语义一致性,也显著提升了社区决策治理的针对性与精确性。

3 情景知识图谱构建

面向社区治理的 CKG 的构建流程如图 7 所示。其中数据来源于 2021 年 BJ 市 H 区接诉即办平台和 BJ 市职责管理规定。接诉即办平台数据 2 000 多条,主要是居民诉求内容以及相应的处理意见;职责管理规定包含了不同政府部门的职责以及相应的管理范围等信息。时空、职责等数据是基于外部数据进行补充,如通过 Geocoding API 获取地名的经纬度。

数据抽取是基于微调好的预训练模型对所有原始数据进行抽取,通过脚本将抽取好的关系数据映射成图数据,并基于知识库以及本体结构文件构建 CKG。此外,通过导入推理规则文件实现 CKG 查询和推理查询可视化。

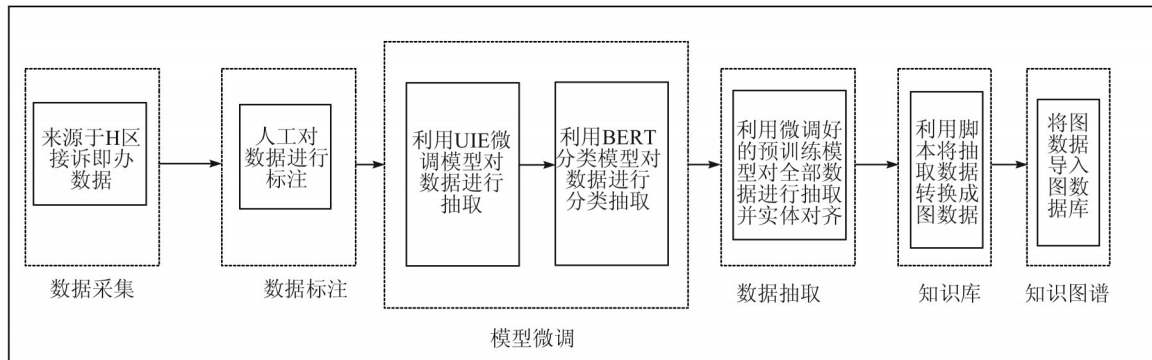


图7 情景知识图谱的构建流程

Fig. 7 Construction process of contextual knowledge graph

3.1 模型选择

目前,信息抽取任务主要依赖两类模型:一类是基于大语言模型(Large Language Models, LLMs)的通用生成式模型,如 Qwen、GPT 等;另一类是基于 UIE(Unified Information Extraction)等可微调的中等规模预训练模型。大语言模型通过在海量语料上进行预训练,具备强大的语义理解与生成能力,能够在零样本或少样本条件下,完成实体识别、关系抽取和事件识别等任务。然而,尽管大语言模型的泛化能力较强,但其抽取结果的可控性差,可能出现“幻觉”或输出不一致的情况,且缺乏明确的可解释性,使得其在决策治理支持和结果追溯等领域的应用受限。相比之下,UIE 和 BERT 微调模型不仅能在保证抽取质量的同时,支撑 CKG 的高效构建与推理应用,而且在可控性和可解释性上优于大语言模型,特别适用于需要结构化输出和领域知识推理的应用场景。在本研究中,我们选择 UIE 和 BERT 模型作为数据抽取与处理的核心模

型。UIE 能够同时处理多种类型的抽取任务,具有较强的适应性,有效地应对社区治理数据中涉及的多种信息需求,如实体、关系和事件的多任务抽取。BERT,作为一种预训练语言模型,凭借其强大的上下文理解能力,特别适合用于风险类型识别等任务。BERT 能够通过理解上下文信息,从原始文本中提取出与风险相关的关键信息,从而支持后续的推理和决策过程。

3.2 模型微调

在社区治理数据抽取任务中,UIE 模型主要用于从原始数据中抽取居民诉求中的实体、隐患、事件等信息。利用标注好的数据对原始 Paddle-UIe 模型进行微调,其中微调模型训练所用的参数: learning_rate 为 $1E-5$, Batch_size 为 16, 训练轮数为 20。从图 8 中可以看出,当训练轮数达到 20 轮时,模型效果已达到最佳,准确率、召回率和 F1 分别为 0.729、0.620 和 0.670。

BERT 模型则首先通过理解原始诉求内容的上

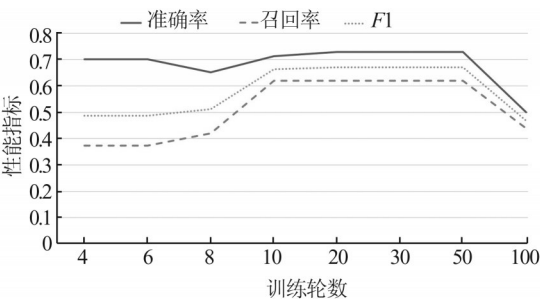


图 8 模型训练轮数效果
Fig. 8 Model training round effect

下文信息,再进行数据抽取。因此,BERT的微调过程需要结合上下文信息来标注抽取对象的具体类型。微调模型训练所用的参数:learning_rate为1E-5,Batch_size为16,Epochs为20。根据微调后的评估结果,BERT模型的准确率达到0.814 5。微调模型对于不同字段的指标得分见表3。

表 3 模型抽取能力评估

Table 3 Model extraction capability assessment

属性类型	准确率	召回率	F1
易发生冲突	0.750	0.600	0.666
火灾安全风险	0.806	0.788	0.795
影响日常生活	0.871	0.857	0.864
违反规定	0.631	0.705	0.666

3.3 数据抽取和对齐策略

在数据抽取过程中,我们从原始数据中提取了2 036个实体实例,其类型及数量见表4。

表 4 抽取数量

Table 4 Quantity extracted

实体类型	数量	实体类型	数量
实体	722	参与者	188
隐患	464	资源	3
风险	4	协作网络	113
事件	16	参与者活动	346
后果	100	协作网络活动	80

由于外部背景知识来源多样(如诉求文本、部门信息、地理位置数据、职责划分表、协作网络关系等),不同数据源中常出现命名不统一、语义重叠或标签歧义等问题。为确保抽取结果的准确性与一致性,本文在数据清洗阶段引入了多阶段实体对齐策略,以实现跨源实体的一致识别与融合。具体步骤如下:

1) 字符串归一化:对数据中的字段名称进行统一格式化,去除多余的空格、全角和半角符号等,确保实体名称的一致性;如对于地名输入:“BJ市”,统

一输出:“BJ”。

2) 相似度计算:使用句向量和余弦相似度计算,确定候选实体之间的相似度,并根据阈值进行归一化处理;UIE微调模型抽取了多个实体,如“BJ市”和“BJ市城市管理委员会”相似度为0.98,高于阈值0.85,属于同一个实体。

3) 冲突解决:当实体在不同数据源中具有不同标签时,采用规则进行分辨(如“BJ市城管委”和“BJ市城市管理委员会”虽然它们的名称不同,但通过上下文和社区领域知识,可以判断它们是同一实体)。

通过上述多阶段对齐策略,系统实现了对全部2 007个实体实例及外部知识数据的有效融合与去重,整合了包括部门职责、地理空间信息、协作网络关系等多源异构数据。经统计,对齐后实体冗余率由18.6%降至4.3%,整体数据一致性提升约14.3%,显著提高了CKG的结构完整性与语义准确性,为后续的推理与决策分析提供了更高质量的数据支撑。

4 构建方法验证和应用分析

4.1 实验数据集

来源于2021年BJ市H区接诉即办平台的数据脱敏诉求数据中包含“编号”“ORDER_NUM”“来件主题”“来件具体内容”“来件时间”“结案意见”“接收部门名称”“部门办理意见”“一类名称”“二类名称”“三类名称”和“采集人姓名”等12个字段。利用UIE和Bert微调模型对“来件具体内容”和“结案意见”进行数据抽取,得到了风险因果知识相关数据(实体、隐患、风险、事件、后果)和治理决策相关数据(参与者、协作网络、参与者活动、协作网络活动、资源);诉求主题类型对应“一级名称”,诉求编号对应“编号”,诉求时间、地点对应“来件时间”和“接收部门名称”。此外,通过脚本获取丰富的上下文背景数据,如,外部地点、时间、职责等。

数据集根据类型分为4类:风险因果数据、治理决策数据、诉求数据和时空相关数据。风险因果数据主要用于风险因果查询和推理,以判断问题的紧急程度,从而优先处理紧急问题。治理决策数据则用于根据不同问题快速做出准确决策,实现“接诉即办”。诉求数据包含其他所有数据,并与其他数据建立关联,以更好地支持社区治理。具体数据量为:诉求数据2 007条,风险因果诉求1 306条,治理决策数据730条,时空相关数据2 824条。

4.2 情景知识图谱构建方法实验

4.2.1 本体评估实验

本体构建完成后,为了确保CGO模型的逻辑一致性、全面性以及推理的准确性和可靠性,需要对其进行一致性检查。此外,还需基于构建的CKG设置不同的查询场景,以分析CGO模型的表达能力。以下将主要从一致性检查和本体表达能力两个方面进行介绍。

1) 本体的一致性检查主要是类层次结构冲突检查、属性定义的合理性检查、类和属性约束的合理性检查。本文使用了两种方法进行一致性检测。首先,采用Protégé内置推理机HermiT,该推理机能够对本体模型中定义的类、属性、实例及逻辑规则进行推理,自动检测逻辑冲突。以协作网络为例,设置约束条件。如图9所示,推理后的本体一致性



图9 协作网络约束描述

Fig. 9 Describes the constraints of the collaborative network

良好,未检测到逻辑冲突。其次,使用自定义SPARQL查询验证查询结果是否符合预期,判断本体中是否存在冲突或不一致之处。针对CGO模型的知识一致性检验,设计了相应的SPARQL查询语句:若某个规则的查询结果为空,说明数据元素满足该规则约束;若查询结果非空,则表示数据不符合该约束。当所有规则的查询结果均为空时,模型通过一致性检验。常用的SPARQL语句结构如图10所示。经SPARQL查询验证,CGO模型具备良好的逻辑一致性。

```
PREFIX rdf: <http://www.w3.org/1999/02/22-rdf-syntax-ns#>
PREFIX cgo: <http://example.org/resource/vocab/>
SELECT DISTINCT ?s
WHERE {
  ?s rdf:type cgo:事件 .
  ?s cgo:事件描述 ""
}
```

图10 查询空事件

Fig. 10 Querying empty events

2) 表达能力分析涵盖风险因果、治理决策和诉求信息等多个查询场景。图11(a)(b)(c)分别展示了针对风险因果、决策治理和诉求信息的基本查询,这些查询能够对CKG中的历史诉求数据进行基本语义表达。通过利用CKG对上述几个场景进行查询,结果表明:CKG不仅支持从诉求角度对历史诉求数据进行因果分析和治理过程的展示。

```
select distinct ?riskName ?eventDes ?conseDes
where {
  ?hazard geo:隐患名称 "违建".
  ?risk geo:存在风险 ?risk.
  ?risk geo:风险名称 ?riskName.
  ?event geo:可能触发 ?risk.
  ?event geo:事件描述 ?eventDes.
  ?event geo:导致 ?consequence.
  ?consequence geo:后果描述 ?conseDes.
}
```

(a) 风险因果查询

```
select distinct ?timeName ?placeName
where {
  ?appeal geo:诉求编号 "JZ2021020600314".
  ?appeal geo:所在地 ?place.
  ?activity geo:发生时间 ?time.
  ?time time:inXSDDateTime ?timeName.
  ?place geo:name ?placename
}
```

(b) 诉求时空信息查询

```
select distinct ?activityNa ?resourceNa
where {
  ?participant geo:参与者姓名 "综合执法队".
  ?participant geo:进行 ?activity.
  ?activity geo:参与者活动名 ?activityNa.
  ?participant geo:使用 ?resource.
  ?resource geo:资源名 ?resourceNa
}
```

(c) 治理决策查询

图11 表达能力分析

Fig. 11 Expression ability analysis

4.2.2 微调模型的评估实验

在数据抽取过程中,对于可以直接从原始文本中识别的显性字段(如实体),采用基于UIE模型的微调方法进行抽取;而对于无法通过显式特征直接识别的隐性字段(如风险),则采用基于BERT的分类模型进行推断式抽取。为全面评估两种模型在不同抽取任务中的适用性与性能表现,本文分别设计了UIE模型对比实验与BERT模型对比实验。

1) 在UIE模型对比实验中,测试集包含500条原始诉求文本,抽取对象以“实体”字段为例。参与实验的模型包括原始UIE模型、微调后的UIE模

型、ONEKE模型以及大语言模型Qwen。如图12所示,4个模型在“实体”字段上的抽取性能存在显著差异。实验结果表明,微调后的UIE模型在实体抽取任务中的准确率显著提升,由0.11提高至0.72;相较于ONEKE模型和Qwen模型,准确率分别提升了0.39和0.27。整体而言,微调后的UIE模型在显性字段(如实体)的抽取任务上表现最佳,兼具较高的识别精度与稳定性。

2) 在BERT模型对比实验中,测试集同样包含500条原始诉求文本,抽取对象为“风险”字段。实验结果显示,微调后的BERT模型在风险分类抽取

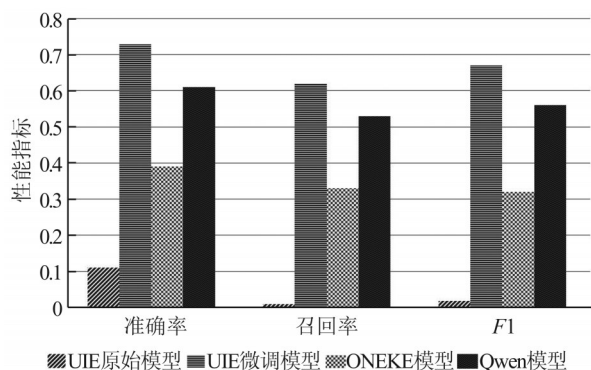


图 12 抽取“实体”字段能力分析

Fig. 12 Analysis of named entity extraction capability

任务中准确率达到 0.80, 相较于 RoBERTa 模型的 0.72 和 Qwen 模型的 0.78 均有显著提升, 表明 BERT 微调模型在隐性语义识别与风险分类任务中具有更优表现。图 13 展示了 3 种模型在风险字段抽取能力上的对比结果。

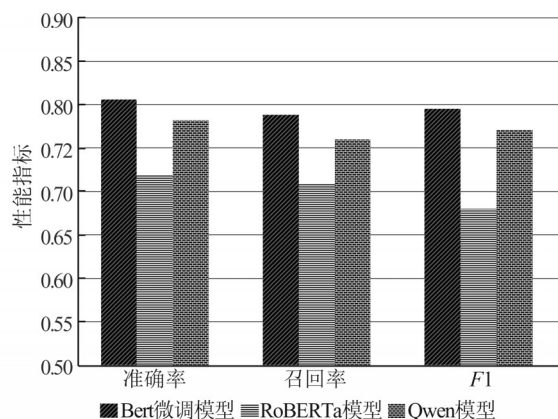


图 13 抽取“风险”字段能力分析

Fig. 13 Analysis of risk field extraction capability

4.3 情景知识图谱应用案例分析

本节以面向风险因果链的社区治理CKG典型案例为例, 介绍CKG的构建过程及其在查询与推理分析中的应用。主要包括两方面内容: 1) CKG构建案例, 用于说明CKG的构建流程与基础查询能力; 2) CKG推理与查询应用, 用以评估CGO模型的推理和表达能力, 涵盖因果推理与决策推理两类场景。

4.3.1 情景知识图谱构建案例

CKG 基于 2021 年 BJ 市 H 区接诉即办平台抽取并清洗的数据构建。采用知识存储方法构建的社区治理 CKG 包括 4 个部分: 因果分析部分、决策治理部分、诉求信息部分和时空信息部分。以诉求编号为“热线 210214”的案例为例, 其构建结果如图 14 所示(图中省略了诉求类与其他类之间的关系, 如 {诉求, 包含实体, 实体})。图 14 展示了诉求内容及对应的解决方案。其中, 因果分析部分的数据来源

于诉求内容的抽取结果, 主要包括实体、隐患、风险、事件和后果; 决策治理部分的数据来源于解决方案抽取结果, 主要包括参与者、协作网络及相关活动与资源; 诉求信息部分来源于原始数据, 包括发生时间、发生地和主题类型; 此外, 结合外部背景信息补充了职责类型、协作职责类型及地理隶属关系等时空信息。

基于 CGO 模型中不同类之间的语义关系与推理规则, 以该案例数据为基础构建了 CGO 实例图(见图 14)。实例图中不仅包含通过信息抽取得到的显性知识, 还包括依据推理规则自动生成的隐性推理结果(如紧急程度)。对历史诉求数据构建的 CKG 能够支持因果分析查询、决策治理查询与时空信息查询等基础检索操作。此外, 系统还可针对新居民诉求进行动态推理与治理决策生成, 下节进行说明。

4.3.2 情景知识图谱推理和查询应用

本节以居民新诉求为例, 阐述了 CKG 在因果分析与决策治理推理中的应用过程。为验证 CKG 的推理能力, 本文选取已有历史诉求作为“模拟新诉求”, 该诉求的图谱案例如图 14 所示。通过对该模拟新诉求的推理结果与原历史诉求数据进行多维度对比(包括因果分析数据: 风险、事件、后果、紧急程度; 治理决策数据: 参与者、参与者活动、协作网络、协作网络活动), 直观地验证 CKG 的推理能力。表 5 展示整个推理过程中涉及的信息说明。其中, 外部背景信息是居民投诉时未提供的, 但我们从外部获取并作为推理依据的信息。

在风险因果分析方面, CKG 可帮助社区管理人员基于居民诉求内容识别潜在风险、评估紧急程度并预测可能的事件后果, 从而实现对诉求进行紧急程度评估和事件提前预警。在 CKG 中, 首先建立与该诉求相关的基础三元组: {诉求, 包含实体, 实体}, {诉求, 包含隐患, 隐患}。依据表 1 中的实体隐患推理规则, 可推理出风险为“违反规定”; 再根据事件风险推理规则, 当事件“建筑用于出租和办学”发生时, 属于该风险的易感事件类型, 可能导致后果“违规并造成安全隐患”。根据紧急程度推理规则, 系统未匹配到高紧急情境, 因此将该诉求的紧急程度判定为“低级”。

在决策治理推理方面, 系统可基于因果分析结果进一步进行推理查询, 自动生成合理的治理决策方案, 以提升跨地区、跨部门的协同处置能力与治理效率。根据“参与者推理规则”, 当职责类型“进行查处并治理”所管理的风险为“违反规定”, 且承担该职责的参与者“综合执法队”对诉求发生地“M

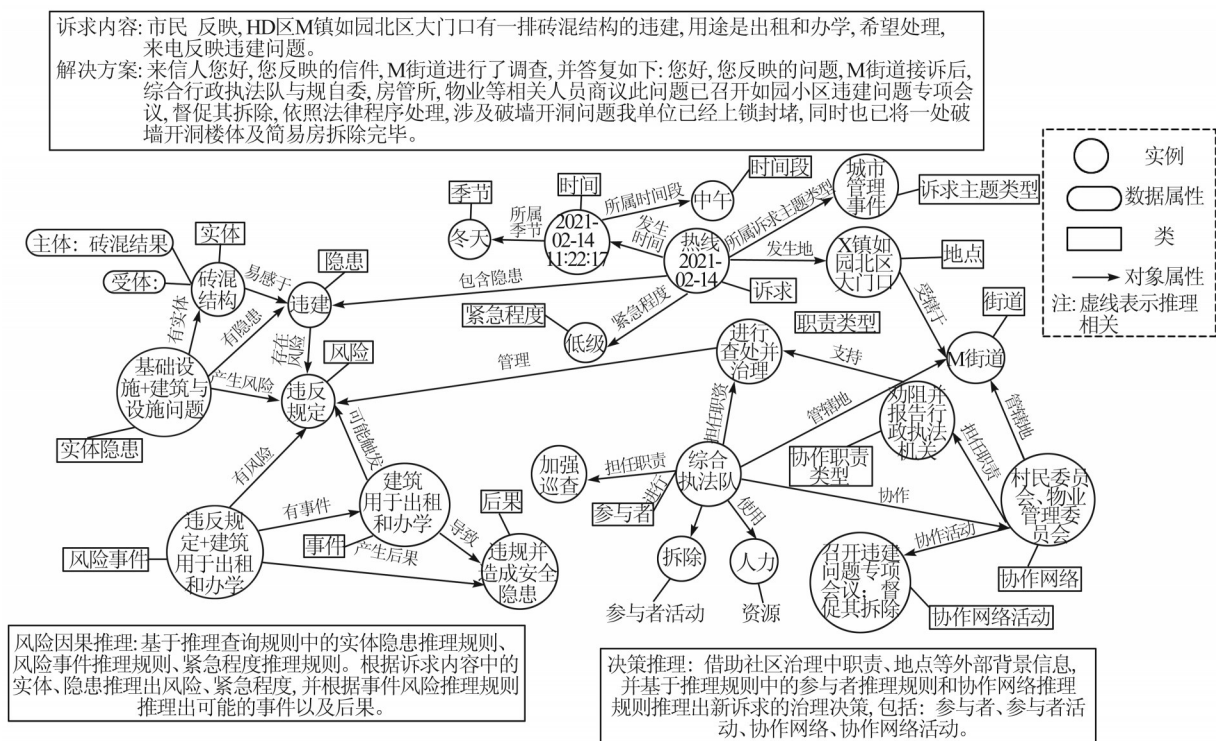


图 14 CGO 实例图

Fig. 14 CGO example diagram

表 5 推理涉及信息说明

Table 5 Explanation of information involved in reasoning

数据类型	内容
诉求	如图 14 中诉求内容, 微调模型数据抽取结果为: 实体: 砖瓦结构; 隐患: 违建
诉求基础信息	诉求编号: 热线 210214 发生时间: 2021 年 2 月 14 日 11:22 发生地: X 镇如园北区大门口 主题类型: 城市管理事件
外部背景信息(三元组形式表示)	1) {参与者(综合执法队), 担任职责, 职责类型(进行查处并治理)} 2) {协作网络(村民委员会、物业管理委员会), 担任职责, 协作职责类型(劝阻并报告行政执法机关)} 3) {地点(X 镇如园北区大门口), 受辖于, 街道(M 街道)} 4) {参与者(综合执法队), 管辖, 街道(M 街道)} 5) {协作网络(村民委员会、物业管理委员会), 管辖, 街道(M 街道)} 6) {职责类型(进行查处并治理)管理, 风险(违反规定)} 7) {协作职责类型(劝阻并报告行政执法机关), 支持, 职责类型(进行查处并治理)}
待推理信息	风险: 违反规定; 事件: 建筑用于出租和办学; 后果: 违规并造成安全隐患; 紧急程度: 低级; 参与者: 综合执法队; 参与者活动: 拆除; 协作网络: 村民委员会与物业管理委员会; 协作网络活动: 召开违建问题专题会议, 督促其拆除

街道”具有管辖权时, 系统推理出该诉求对应的参与者为“综合执法队”, 活动为“拆除”。同理, 依据“协作网络推理规则”, 当协作网络“村民委员会与物业管理委员会”的协作职责类型支持职责类型“进行查处并治理”, 且对诉求发生地“M 街道”具有管辖权时, 系统推理出诉求对应的协作网络为“村

民委员会与物业管理委员会”, 协作网络活动为“召开违建问题专题会议; 督促其拆除”。

综上所述, 系统基于 CKG 推理规则, 从因果分析与决策治理两个层面对新诉求进行分析, 并自动将推理结果补充到 CKG 中, 形成图 14 中的新关系, 如{诉求, 包含风险, 风险}等。这种推理不仅能够识

别新诉求中的潜在风险、评估紧急程度并预测事件后果,还能自动生成合理的治理方案,为社区治理提供智能化、可解释的辅助决策支持。

5 结 语

本研究借助情报分析领域的 KG 技术,深入分析市民诉求数据,挖掘社区治理诉求中的经验与规律,并基于风险因果链构建了面向社区治理情景的 CKG。一方面,CKG 通过对诉求中的风险因果与决策治理进行可视化分析,有效解决了诉求处理策略难以复用、处理效率低等问题;另一方面,CKG 通过关联时空本体,增强了数据的时空互操作性,从而改善了跨地区诉求处理与跨部门协同治理中存在的协调困难和联动不足等问题。此外,CKG 还支持对新诉求的推理与“未诉先办”治理,实现了诉求风险预测、紧急程度评估与决策治理的闭环管理。

综上所述,本研究提出的基于 CKG 的创新治理模式,不仅显著提升了社区治理效率,推动了多场景、复杂诉求的智能化处理,也为跨部门高效协作提供了标准化、可推广的解决方案。

参 考 文 献:

- [1] WANG D X, LI S J. Innovation of contemporary Chinese urban community governance under the perspective of social capital: Participation of multiple subjects based on community proposals[J]. *Sustainability*, 2023, **15**(1): 93. <https://doi.org/10.3390/su15010093>
- [2] 费广胜. 数字治理赋能社区治理创新: 从多元自治到协同共治——基于交易成本分析视角[J]. 治理现代化研究, 2024, **40**(6): 77-85.
FEI G S. Digital governance empowers innovation in community governance: From diversified autonomy to collaborative governance—from the perspective of transaction cost analysis[J]. *Governance Modernization Studies*, 2024, **40**(6): 77-85 (Ch).
- [3] 庞宇飞, 张海涛, 张鑫蕊, 等. 面向重大突发事件的智慧政府情报决策效果组态路径研究[J]. 情报学报, 2024, **43**(7): 850-861. DOI: 10.3772/j.issn.1000-0135.2024.07.007.
PANG Y F, ZHANG H T, ZHANG X R, *et al.* Research on the configuration path of the effectiveness of smart government intelligence decision-making for major emergencies[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2024, **43**(7): 850-861. DOI: 10.3772/j.issn.1000-0135.2024.07.007 (Ch).
- [4] 郑皖宁, 张冬冬. 智慧社区警务赋能社区风险治理发展模式研究[J]. 警察技术, **2024**(1): 85-89. DOI: 10.3969/j.issn.1009-9875.2024.01.022.
ZHENG W N, ZHANG D D. Research on the development model of intelligence community policing to empower community risk governance[J]. *Police Technology*, 2024(1): 85-89. DOI: 10.3969/j.issn.1009-9875.2024.01.022(Ch).
- [5] 王法硕. 智能化社区治理: 分析框架与多案例比较[J]. 中国行政管理, 2020(12): 76-83. DOI: 10.19735/j.issn.1006-0863.2020.12.10.
WANG F S. Intelligent community governance: Analysis framework and multi case comparative study[J]. *Chinese Public Administration*, 2020 (12): 76-83. DOI: 10.19735/j.issn.1006-0863.2020.12.10(Ch).
- [6] 刘昭阁, 李向阳, 乔立民, 等. 案例支持下城市灾害风险应对的大数据治理模式分析方法[J]. 情报学报, 2024, **43**(6): 672-684. DOI: 10.3772/j.issn.1000-0135.2024.06.004.
LIU Z G, LI X Y, QIAO L M, *et al.* Big data governance mode analysis method for urban disaster risk response with case support[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2024, **43**(6): 672-684. DOI: 10.3772/j.issn.1000-0135.2024.06.004(Ch).
- [7] 张锋. 超大城市社区技术治理的反思与优化[J]. 学习与实践, 2022(3): 72-81. DOI: 10.19624/j.cnki.cn42-1005/c.2022.03.009.
ZHANG F. Reflection and optimization on technical governance of community in mega cities[J]. *Study and Practice*, 2022(3): 72-81. DOI: 10.19624/j.cnki.cn42-1005/c.2022.03.009(Ch).
- [8] ZHONG L F, WU J, QIAN L, *et al.* A comprehensive survey on automatic knowledge graph construction[J]. *ACM Computing Surveys*, 2023, **56**(4): 1-62. DOI: 10.1007/s11390-023-1445-3.
- [9] ABU-SALIH B. Domain-specific knowledge graphs: A survey[J]. *Journal of Network and Computer Applications*, 2021, **185**: 103076. DOI: 10.1016/j.jnca.2021.103076.
- [10] 席运江, 李曼, 邓雨珊, 等. 中文在线医疗社区问答内容知识图谱构建研究[J]. 图书情报工作, 2024, **68**(4): 124-136. DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2024.04.010.
XI Y J, LI M, DENG Y S, *et al.* A knowledge graph construction for Q & A text in Chinese online medical community[J]. *Library and Information Service*, 2024, **68**(4): 124-136. DOI: 10.13266/j.issn.0252-3116.2024.04.010 (Ch).
- [11] 李玥琪, 王晰巍, 王楠阿雪, 等. 突发事件下社交媒体网络舆情风险识别及预警模型研究[J]. 情报学报, 2022, **41**(10): 1085-1099. DOI: 10.3772/j.issn.1000-0135.2022.10.008.

- LI Y Q, WANG X W, WANG N A X, *et al.* Risk identification and early warning model of social media network public opinion in emergencies [J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2022, **41** (10): 1085-1099. DOI:10.3772/j.issn.1000-0135.2022.10.008 (Ch).
- [12] 安宁, 安璐. 突发公共卫生事件舆情环境下的群体智慧涌现研究[J]. 情报学报, 2022, **41**(1): 96-106. DOI:10.3772/j.issn.1000-0135.2022.01.010.
- AN N, AN L. The emergence of collective intelligence in the public opinion environment during public health emergencies[J]. *Journal of the China Society for Scientific and Technical Information*, 2022, **41**(1): 96-106. DOI:10.3772/j.issn.1000-0135.2022.01.010 (Ch).
- [13] 相雅凡, 刘东苏, 马续补, 等. 面向信息公开的突发公共卫生事件知识表示模型构建[J]. 情报学报, 2024, **43** (5): 538-552. DOI:10.3772/j.issn.1000-0135.2024.05.004.
- XIANG Y F, LIU D S, MA X B, *et al.* Construction of a knowledge representation model in public health emergencies for information disclosure[J]. *Journal of the China Society for Scientific And Technical Information*, 2024, **43**(5): 538-552. DOI:10.3772/j.issn.1000-0135.2024.05.004 (Ch).
- [14] 饶子昀, 张毅, 刘俊涛, 等. 应用知识图谱的推荐方法与系统[J]. 自动化学报, 2021, **47**(9): 2061-2077. DOI:10.16383/j.aas.c200128.
- RAO Z Y, ZHANG Y, LIU J T, *et al.* Recommendation methods and systems using knowledge graph [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2021, **47**(9): 2061-2077. DOI:10.16383/j.aas.c200128 (Ch).
- [15] LI M K, YUAN C, LI K J, *et al.* Knowledge management model for urban flood emergency response based on multimodal knowledge graphs[J]. *Water*, 2024, **16**(12): 1676. DOI:10.3390/w16121676.
- [16] 王晶晶, 朱伟, 尹心萍, 等. 面向危化品事故应急的知识图谱构建方法研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2024, **20**(3): 46-52. DOI:10.11731/j.issn.1673-193x.2024.03.007.
- WANG J J, ZHU W, YIN X P, *et al.* Research on knowledge graph construction method for emergency response of hazardous chemicals accident [J]. *Journal of Safety Science and Technology*, 2024, **20**(3): 46-52. DOI:10.11731/j.issn.1673-193x.2024.03.007 (Ch).
- [17] GeoNames. GeoNames ontology [EB/OL]. [2025-10-23]. <https://www.geonames.org/ontology/documentation.html>.
- [18] HAN X, ZHANG Z Y, DING N, *et al.* Pre-trained models: Past, present and future[J]. *AI Open*, 2021, **2**: 225-250. DOI:10.1016/j.aiopen.2021.08.002.
- [19] KOROTEEV M V. BERT: A review of applications in natural language processing and understanding [EB/OL]. 2021: arXiv: 2103.11943. <https://arxiv.org/abs/2103.11943>.
- [20] LU Y J, LIU Q, DAI D, *et al.* Unified structure generation for universal information extraction [EB/OL]. 2022: arXiv: 2203.12277. <https://arxiv.org/abs/2203.12277>.
- [21] YE Z H, QI D L, LIU H L, *et al.* RoUIE: A method for constructing knowledge graph of power equipment based on improved universal information extraction [J]. *Energies*, 2024, **17**(10): 2249. DOI:10.3390/en17102249.
- [22] HARNOUNE A, RHANOUI M, MIKRAM M, *et al.* BERT based clinical knowledge extraction for biomedical knowledge graph construction and analysis [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine Update*, 2021, **1**: 100042. DOI:10.1016/j.cmpbup.2021.100042.
- [23] ZENG B C, YEN B P. Rethinking the role of partnerships in global supply chains: A risk-based perspective [J]. *International Journal of Production Economics*, 2017, **185**: 52-62. DOI:10.1016/j.ijpe.2016.12.004.
- [24] BÉNABEN F, BARTHE-DELANOË A M, LAURAS M, *et al.* Collaborative systems in crisis management: A proposal for a conceptual framework [M]//Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications. Cham: Springer International Publishing, 2014: 396-405. DOI:10.1007/978-3-662-44745-1_39.
- [25] 李佳遥. 面向协同网络组织的风险级联效应研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2020. DOI:10.26944/d.cnki.gbjfu.2020.000187.
- LI J Y. Cascading effects of risk dedicated to collaborative networked organizations [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020. DOI:10.26944/d.cnki.gbjfu.2020.000187 (Ch).
- [26] COX S, LITTLE C. Time Ontology in OWL (W3C Candidate Recommendation) [EB/OL]. [2025-10-23]. <https://www.w3.org/TR/owl-time>.

□