

引用格式: 杨跃翔, 郑怀城, 刘学文, 等. 面向产品标准研制的智能家居质量安全事理知识图谱构建研究[J]. 标准科学, 2025(8):97-109.

YANG Yuexiang, ZHENG Huaicheng, LIU Xuwen, et al. Research on Standard Development for Smart Home Product Quality and Safety Leveraging Event Logical Knowledge Graph [J]. Standard Science, 2025(8):98-109

面向产品标准研制的智能家居质量安全事理知识图谱构建研究

杨跃翔¹ 郑怀城¹ 刘学文¹ 林睿婷^{1*} 许应成²

[1. 中国矿业大学(北京)管理学院; 2. 中国标准化研究院]

摘要: 【目的】针对智能家居产品质量安全标准研制需求, 构建智能家居质量安全事理知识图谱, 为相关标准研制提供产品危害和事故致因链等知识支撑, 以提升产品质量安全标准的适用性和科学性。【方法】基于智能家居质量安全问题事件本体, 采用自顶向下的方法对质量安全事件进行知识抽取, 依次完成事件类型识别、事件关系抽取及事件要素提取。通过对事件进行泛化处理, 构建抽象的事理知识图谱, 并实现致因事件链和事件知识的存储与可视化分析。【结果】所构建的智能家居质量安全事理知识图谱能够有效表达复杂的安全事件演化逻辑, 支持对质量安全问题的深入分析与推理。【结论】该事理知识图谱可为智能家居产品质量安全标准研制提供理论支持与技术手段, 有助于提升产品质量安全的科学性, 具有良好的应用前景。

关键词: 智能家居; 质量安全; 事理知识图谱; 标准研制

DOI编码: 10.3969/j.issn.1674-5698.2025.08.013

Research on Standard Development for Smart Home Product Quality and Safety Leveraging Event Logical Knowledge Graph

YANG Yuexiang¹ ZHENG Huaicheng¹ LIU Xuwen¹ LIN Ruiting^{1*} XU Yingcheng²

(1. School of Management, China University of Mining and Technology (Beijing); 2. China National Institute of Standardization)

Abstract: [Objective] To address the need for developing quality and safety standards for smart home products, this study constructs an event logical knowledge graph for smart home quality safety. This framework provides knowledge support including product hazards and accident causation chains to enhance the applicability and scientific robustness of relevant standards. [Methods] Leveraging a smart home quality safety incident ontology, the study implemented a top-down knowledge extraction methodology through sequential phases: event type identification, inter-event relationship extraction, and event element retrieval. Applying event generalization techniques, an abstract event logical knowledge graph was constructed, enabling storage and visual analytics of causation chains and incident knowledge. [Results] The developed knowledge graph can effectively capture complex safety incident evolution logic and facilitates in-depth analysis and reasoning on quality safety issues. [Conclusion] This event logical knowledge graph delivers theoretical foundations and technical frameworks for developing smart home product quality and safety standards, advancing their scientific basis while demonstrating significant practical applicability.

Keywords: smart home; quality and safety; event logical knowledge graph; standard development

基金项目: 本文受国家重点研发计划NQI专项项目“典型智能产品质量安全风险控制重要技术标准研究”(项目编号: 2022YFF0607100); 中央基本科研业务经费项目“基于数据驱动的产品质量安全风险分类技术研究与应用”(项目编号: 552023Y-10371)资助。

作者简介: 杨跃翔, 博士, 教授, 研究方向为质量管理、知识图谱、标准数字化。

林睿婷, 通信作者, 硕士, 研究方向为质量管理、事理知识图谱。

0 引言

近年来,智能产品发展迅速,以智能家居、智能家电为代表的智能化产品是消费品的重要组成部分,并占据了智能产品领域较大市场份额。然而,智能家居产品在使用过程中可能由于自身功能安全问题或自身缺陷引发质量安全问题事件发生,从而对消费者生命健康、财产安全造成不同程度的损害。目前,智能产品相关的质量安全风险控制技术还不成熟,难以对潜在风险进行全面识别、准确研判和有效控制。此外,现有标准体系不健全,重要技术标准缺失,难以形成统一规范。因此,围绕智能家居质量安全问题开展标准研制,已成为我国亟待解决的现实问题。

2012年,谷歌首次提出了知识图谱(Knowledge Graph, KG)概念,之后国内外多个研究机构建立了大规模的通用知识图谱,如DBpedia^[1]、YAGO^[2-3]、Freebase^[4]、百度知心、搜狗智立方等。知识图谱可以满足现阶段产品制造领域对知识获取高效率 and 辅助生产制造决策的需求^[5-6]。事理图谱(Event Evolutional Graph, EEG)由Li等^[7]提出,是以事件作为基本知识单元、事件及事件之间事理关系和模式为知识组织形式而构成的事理逻辑知识库^[8]。与知识图谱相比,事理图谱以事件为核心,更加注重事件之间的演化逻辑和发展规律,不仅可以帮助人们快速掌握事件的变化方向,还有助于挖掘事件的发展规律^[9-10]。

近年来,事理图谱和知识图谱研究主要集中在金融^[9]、舆情^[11-12]、安全^[13-14]及工业^[15]等领域。郭恒等^[16]面向非结构化高速列车多域维修数据,构建了多域数据融合的高速列车维修性设计知识图谱;肖发龙等^[17]面向变电站设备故障数据构建多模态信息融合的语义知识图谱,实现变电站设备的自主预警诊断;周彬等^[18]从设备点检故障文档中提取事件知识,构建故障运维因果知识图谱,为故障运维中根因分析提供了更坚实的因果关联知识。高龙等^[19]选择某单位航空产品开展质量问题原因分类、质量事理图谱构建、事理知识推送等应用及

原型系统建设。熊奥等^[20]提出基于知识图谱的核电设备健康管理知识建模与分析方法,基于故障的可视化分析为维修人员和管理人员提供决策和知识支持。简琤峰等^[21]构建产品结构几何知识与非几何知识语义关联的STEP知识图谱。

综上所述,在产品制造领域通常利用事理图谱对设备故障进行诊断分析,以及对质量问题原因进行事理分析,但对产品制造领域先验知识和因果关联信息的挖掘较少。智能家居质量安全事件中存在大量先验知识和因果知识,能对质量安全问题进行原因追溯和风险分析。因此,本文面向智能家居产品质量安全标准研制中对风险因素查询和分析等方面的需求,构建以知识驱动的质量安全问题事件关联与演化为切入点的事理知识图谱,可为智能家居产品质量安全标准研制,以及产品设计、生产制造等领域任务提供可解释知识支撑。

1 智能家居质量安全事理知识图谱构建流程

1.1 整体流程

本文整体流程和框架如图1所示,共分为数据层、图谱构建层、展示应用层3个部分。

1.2 事件本体构建

事件本体是一种以事件为核心的知识表示模型,能够清晰描述事件、事件要素及事件之间的各类关系,是事理图谱构建的逻辑架构^[8]。对本领域数据特征进行分析,从概念和关系2个部分构建质量安全问题事件领域本体,如图2所示,围绕人-产品-环境3个维度细化事件概念,关系部分主要为节点事件之间的语义关系和概念关系。

1.3 事件类型识别

(1) 事件触发词识别筛选

事件触发词通常为事件句子中的核心动词,可以通过对事件触发词的识别进而识别出事件所表示的事件类型。本文首先通过依存句法分析,对事件语料中的主谓关系(SBV)、动宾关系(VOB)、

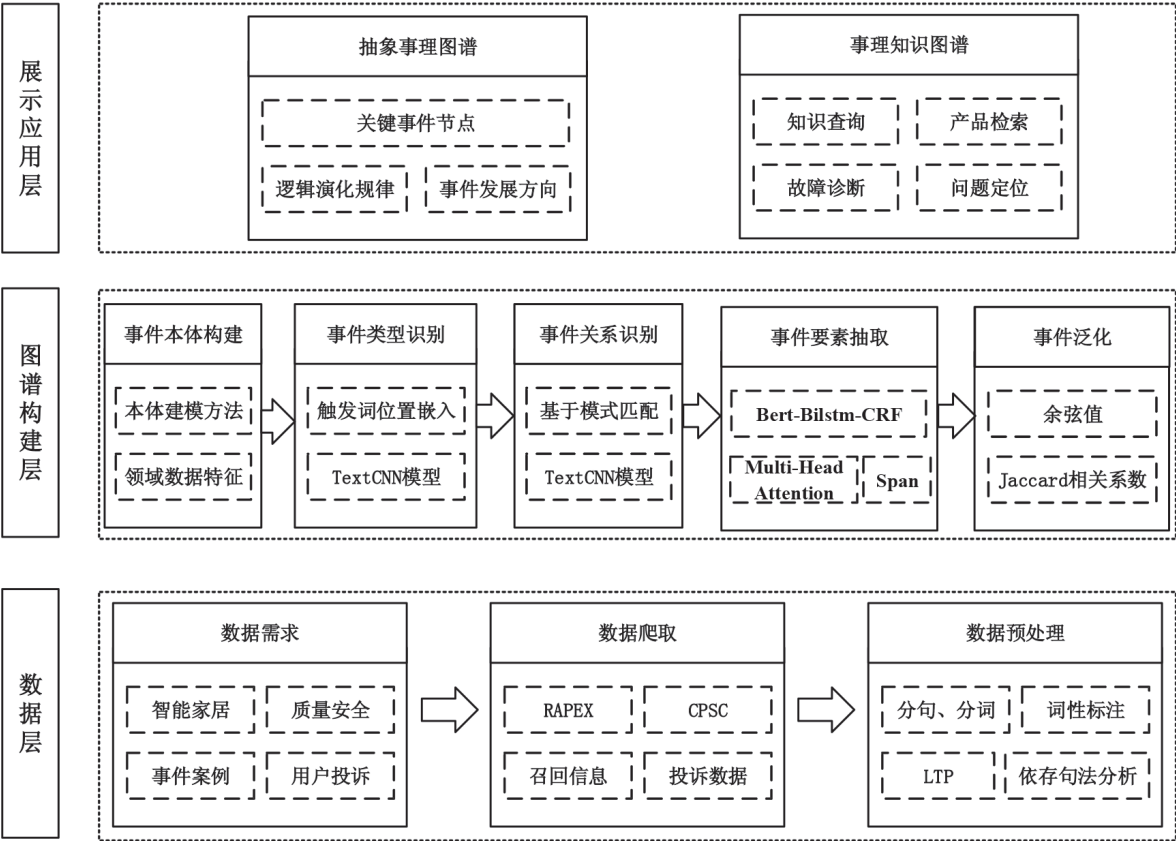


图1 整体流程

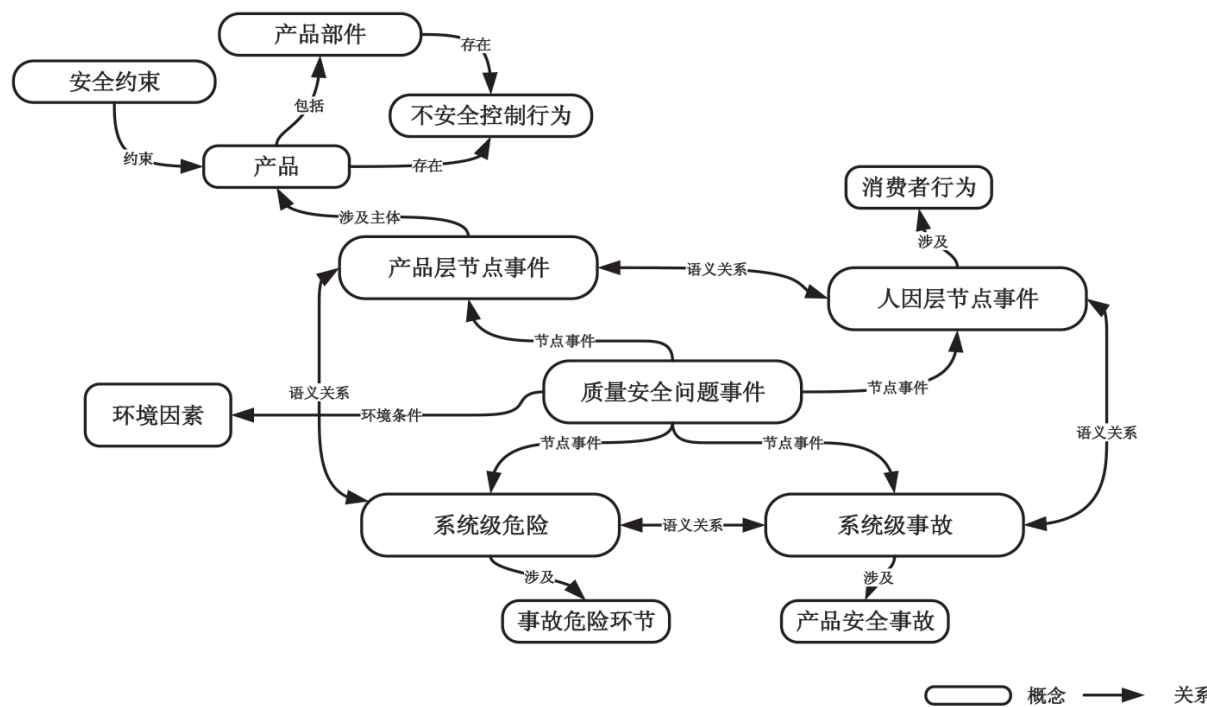


图2 质量安全问题领域事件本体

前置宾语 (FOB) 及核心关系 (HED) 进行抽取筛选, 对表示事件类型的核心动词进行抽取, 将核心动词及依存于核心动词的依存词共同作为事件句的触发词。

(2) 事件类型识别模型

选用TextCNN作为事件类型识别模型, 因为其拥有丰富的数据表征学习能力, 在捕获局部短语特征时具有较大优势, 比较适合文本类型的分类任务。本文在进行事件类型识别时, 将事件触发词位置进行嵌入表示, 和文本语义向量进行拼接, 进行事件类型识别。触发词位置嵌入流程如图3所示。

1.4 事件关系抽取

事件关系是指事件之间的逻辑演化关系, 而事件关系抽取则是指对这种逻辑演化关系进行识别抽取。本文基于模板匹配的方式进行显式事件关系抽取, 将事件关系抽象为某些特定的模式, 然后通过匹配来找到其他符合同一语义关联对的模式和实例。事件关系提示词归纳主要来源于语义词典、知网相关文献, 同时结合领域数据特点, 筛选用于模板抽取的事件关系抽取提示词。在事件隐式关系抽取中, 利用TextCNN模型对事件句子对

的语义特征进行提取, 从而完成关系判别任务。

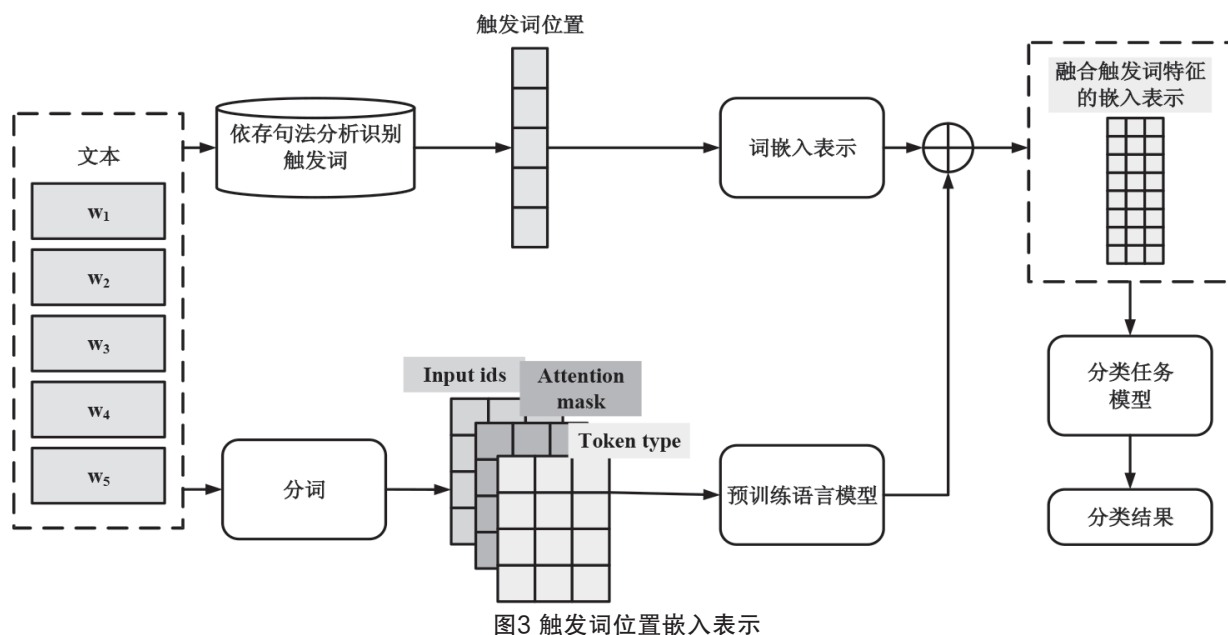
1.5 事件要素抽取

事件要素抽取任务选择Bert-BiLSTM-CRF作为基础模型, 在此基础上引入Attention层和Span层, 多头注意力机制层用于加强模型对输入序列中不同位置的关注。Bert是一种预训练语言模型 (Pre-trained Language Model, PLM), 通过多层双向Transformer编码器来学习输入文本的表示, 对大规模的无标注文本数据进行预训练, 可以有效捕捉句子的上下文信息和语义关系^[22]。双向长短期记忆网络 (BiLSTM), 通过特有门阀单元控制信息传递, 有选择地保留上下文信息, 实现对上下文信息利用和对有效文本的记忆功能^[23]。双向长短期记忆网络输出结果会选出得分张量矩阵最大的标记作为预测结果, 但不一定能组成完整实体, 需要引入CRF层来解决这个问题, 其能够对双向长短期记忆网络输出结果进行全局规范化, 从而获得全局最优解。

2 智能家居质量安全事理知识图谱构建

2.1 数据采集及预处理

本文数据来源如表1所示, 以产品、相关组件, 及



类似产品的质量安全问题事件为目标, 2008—2023年, 共爬取事件案例数据10 767条, 并筛选得到2 030条强相关数据。

表1 数据来源类型		
来源地域	数据类型	来源网站
国外	美国CPSC对我国消费品召回信息	中国技术性贸易措施网站、深圳市标准技术研究院
	欧盟RAPEX对我国消费品召回信息	中国技术性贸易网站、深圳市标准技术研究院
	加拿大卫生部对我国消费品召回信息	中国技术贸易网站
国内	国家市场监督管理总局、各省市市场监督管理局对我国产消费品召回信息	中国产品安全与召回信息网
	消费者对各电商平台购买商品的投诉数据	黑猫投诉平台

在对事件句子进行事件类型识别、事件关系抽取及事件要素抽取之前, 需对句子语料完成数据预处理工作, 包括分句、分词和词性标注等流程。本文采用兼具依存句法分析和语义角色标注的LTP工具对事件句进行了数据预处理。

2.2 图谱构建

2.2.1 事件类型识别

利用前文所述事件类型识别方法, 共标注了3 755条数据, 各参数设置值如表2所示。整体结果如表3所示, 各分类结果如表4所示。由表3结果可知, 仅将核心动词作为事件触发词, 并将其位置特征嵌入TextCNN模型中进行训练, *R*值和*F1*值较仅使用TextCNN模型有小幅提升, 但是同时将核心动词和依存词共同作为事件触发词, 并将其位置特征嵌入TextCNN模型中进行训练, 三值都较其他2个方法有了大幅度提升; 由表4各分类结果可以看出, 同时将核心动词和依存词的位置特征嵌入TextCNN模型的方法, 对各类型的分类效果都较均匀, 而其余2种方法在对人因层事件类别的分类中, 效果表现显著低于其余分类。因此, 选取将核心动词和依存词的位置特征嵌入TextCNN模型的方法作为事件类型识别的方法, 完成事件类型识

别任务。

表2 参数设置					
模型	dropout	Lr	Epoch	Batch	TEXT_LEN
Bert-TextCNN	0.8	2×10^{-5}	200	100	50
触发词位置特征-Bert-TextCNN	0.5	1×10^{-5}	200	128	50

表3 模型整体结果			
模型	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>
Bert-TextCNN	0.876	0.857	0.864
触发词（核心动词）位置特征-Bert-TextCNN	0.873	0.860	0.865
触发词（核心动词+依存词）位置特征-Bert-TextCNN	0.891	0.876	0.882

表4 模型各分类结果				
模型	类别	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>
Bert-TextCNN	非节点事件句	0.948	0.933	0.941
	产品层事件	0.911	0.942	0.926
	系统级危险	0.817	0.812	0.814
	人因层事件	0.777	0.649	0.704
	系统级事故	0.875	0.898	0.886
触发词（核心动词）位置特征-Bert-TextCNN	非节点事件句	0.951	0.936	0.943
	产品层事件	0.917	0.938	0.927
	系统级危险	0.814	0.822	0.818
	人因层事件	0.798	0.710	0.749
	系统级事故	0.887	0.893	0.890
触发词（核心动词+依存词）位置特征-Bert-TextCNN	非节点事件句	0.947	0.935	0.941
	产品层事件	0.911	0.942	0.926
	系统级危险	0.820	0.825	0.823
	人因层事件	0.872	0.779	0.820
	系统级事故	0.906	0.897	0.902

2.2.2 事件关系抽取

在上一步骤中, 已经将质量安全问题事件划分为以事件本体为依据的节点事件, 2个节点事件构成候选节点事件对, 对候选节点事件之间的关系进行抽取。根据数据特点可见, 智能家居质量安全问题事件之间的关系主要包括因果关系、条件关系、

顺承关系及并列关系,对这4类关系的说明如表5所示,其中以因果关系和条件关系为主,具有明确关系提示词的句子在4类关系中占多数。因此,对因果关系和条件关系的抽取分为显式关系和隐式关系,对顺承关系和并列关系统一采取隐式关系抽取方法进行抽取。

表5 事件关系类型说明		
关系类型	描述	示例
因果关系	某一事件导致另一事件的发生	“由于锂离子电池电芯设计有缺陷,导致电芯短路”
条件关系	在某一事件条件下,另一事件发生。	“当产品充电时,可能会引起产品自燃危险”
并列关系	两个事件句是平等并列的关系,各个事件句子对一事物物的不同方面进行描述,或从不同角度叙述几件有密切关系的事物	“产品的绝缘措施不够,带电部件与外部的距离太小”
顺承关系	两个事件在时间上相继发生的偏序关系	“在接通电源时碎纸机门开启后,刀具还会逆向运转几秒钟”

在得到模板匹配后的事件关系对后,对模板匹配事件对关系判别的准确率进行统计分析,统计结果如表6所示,在本文候选的680对事件对中,通过事件关系匹配模板匹配得到事件对为365对,没有通过事件关系匹配模板的事件对为315对。

表6 显式事件关系抽取结果		
参数	不同显式事件关系抽取结果	
	因果关系	条件关系
匹配事件对数	560	120
有效事件对数	320	45
准确率/%	57	38

隐式关系标注数据共1 712条,各参数设置如表7所示。最终算法整体结果如表8所示,各分类的结果如表9所示。模型在因果关系和并列关系的抽取效果较好,但是在条件关系和顺承关系中部分抽取效果较差。原因是条件关系和顺承关系的数据量较少,而因果关系和并列关系的数据量较大,造成不同类别之间效果差异较大。

表7 Bert-textcnn模型参数设置				
dropout	Lr	Epoch	Batch	TEXT_LEN
0.8	2×10^{-5}	200	100	80

表8 Bert-textcnn模型算法整体结果		
P	R	F1
0.723	0.624	0.639

表9 Bert-textcnn模型各分类结果			
类别	P	R	F1
因果关系	0.825	0.863	0.843
并列关系	0.904	0.950	0.926
条件关系	0.680	0.529	0.594
顺承关系	0.460	0.218	0.254

2.2.3 事件要素抽取

智能家居质量安全问题事件要素主要指质量安全问题事件发生过程中关键节点事件的描述,具有动态变化的特点,主要包括事件的实体及其属性和事件变化具体形式。本文在前述章节定义了质量安全问题事件本体,此处基于事件本体,对本体中所涉及的事件要素进行更详细解释,如表10所示。

表10 事件要素定义		
事件要素	定义	示例
产品名称	产品质量安全问题事件中描述的产品名称	智能电热茶盘壶
产品部件	产品质量安全问题事件中描述的产品部件	电源软线
产品安全项目	产品需要满足标准要求的安全项目	爬电距离和绝缘穿透距离
安全标准	产品需要满足的安全标准	GB 4943.1—2011
产品层不安全控制行为	在系统控制回路中产品的不安全控制行为,是导致系统风险的产品因素	没有对密钥进行加密传输
事故危险环节	是指一种系统危险状态,在特定最不利条件下会导致事故	密钥泄漏
环境因素	产品使用的外部环境状况	潮湿状态
消费者行为	消费者在质量安全问题事件中的行为	收纳或者释放
产品安全事故	产品质量安全问题事件中的事故	电击

在对应节点事件中,对相关事件要素完成抽取并组合,即可对事件进行完整描述。以上大部分的事件要素直接组合就完成了对语义的表征,但是“产品安全项目”与“安全标准”这2个事件要素之间往往用“不符合”这个词作为语义连接词进行事件表示。故本文在得到这2个事件要素之后,自动加上“不符合”一词进行事件表示。

事件抽取即信息提取,可将其认为是一个序列标注任务。本文采用BMOES标注体系,引入大语言模型标注初始样本,通过基于提示的微调方法辅助完成事件要素的标注过程。首先构建对大语言模型的相关提示问答模板,引导大语言模型理解事件要素的语义含义;其次构建适当的标注范例,辅助大语言模型进行学习;最后得到大语言模型的标注结果,结合领域知识进行人工审核校对。共得到实体标注2195条,各模型参数设置如表11所示,最终实验结果如表12所示。由算法整体结果可知,加入Span层和Multi-Head-Attention层的模型都较基础模型有了一定幅度的提升,其中加入Multi-Head-Attention层的模型抽取效果最好。因此选用Bert-Bilstm-Att-CRF模型来完成事件要素抽取。

2.2.4 事件泛化

为了进一步得到质量安全问题事件领域的特点及演化关系,将对各节点事件进行泛化,从而总结得到质量安全问题事件领域演化特征。本文采用事件综合相似度计算对节点事件进行泛化,综合相似度计算同时考虑事件描述句相似度和事件

要素相似度。

通过Bert编码对事件描述句进行向量化表示,采用余弦距离来计算事件描述句相似度。事件要素相似度采用2个事件句所有事件要素之间的Jaccard系数对事件要素相似度进行衡量。在得到事件描述相似度结果和事件要素相似度结果之后,进行事件综合相似度计算。将事件综合相似度结果高于阈值0.5的事件对进行节点事件的泛化。

在对事件进行相似度融合之后,需要对泛化后的抽象事件节点进行命名,主要基于原事件节点描述的公共部分,同时结合领域知识,进行抽象事件节点命名,最终得到各节点事件类型对应的抽象节点。

3 辅助产品标准研制应用分析

3.1 质量安全要素及风险演化路径分析

精准识别图谱中影响全局安全的关键要素及其作用机制,可为标准的针对性、优先级制定提供量化依据。本文聚焦于图谱的节点入度和出度分析。入度突显了哪些质量安全要素是众多潜在风险事件的“汇聚点”,指向标准需重点防范的“脆弱环节”或“共性诱因”;而出度则识别了哪些具备强“辐射效应”的要素,其一旦发生问题可能触发广泛的、连锁式的安全后果,这直接关系到标准在风险传导路径控制上的关键要求。下文将分别对节点的入度分布和出度分布进行详细分析。

表11 模型参数设置

模型	dropout	Lr	Epoch	Batch	weight_decay	num_head
Bert-Bilstm-CRF	0.5	2×10^{-6}	150	60	—	—
Bert-Span-Bilstm-CRF	0.5	1×10^{-5}	125	50	—	—
Bert-Bilstm-Att-CRF	0.5	5×10^{-5}	160	125	0.0003	8

表12 算法模型结果

模型	P	R	$F1$
Bert-Bilstm-CRF	0.40	0.57	0.48
Bert-Span-Bilstm-CRF	0.51	0.61	0.55
Bert-Bilstm-Att-CRF	0.54	0.63	0.58

(1) 节点入度分析

以节点入度大小为标准排序进行节点大小展示,可视化结果如图4所示。由图4可看出,在结果事件中,触电和起火是较易发生的关键事件,将光标落在任意节点,即可将该节点关联的节点进行突出展示分析。

从关键事件节点触电入度展示(见图5)来看,系统级危险事件是最直接导致事故发生的节点事件。在系统级危险事件中,主要和触电相关联的事件包括触电保护失效、接地保护失效、绝缘失效、部件腐蚀损坏、外壳带电、部件带电、易触及部件

成为带电件、击穿、带电部件缺少可靠防护等。其中接地保护失效、部件腐蚀损坏、带电部件缺少可靠防护、部件带电是几项最大概率导致触电事件发生的直接事件。在产品层事件和人因层事件中，两者相互作用影响，导致触电事故的发生。最常发生的因果事件链有“产品缺乏必要的标识或提示内容→错误使用→触及带电部件→触电”“基本安全项目不符合安全要求→设计制造有缺陷→触电”“基本安全项目不符合安全要求→设计制造有缺陷→错误使用→触电”。除此之外，产品层事件中导致触电事件发生的事件主要有绝缘措施不

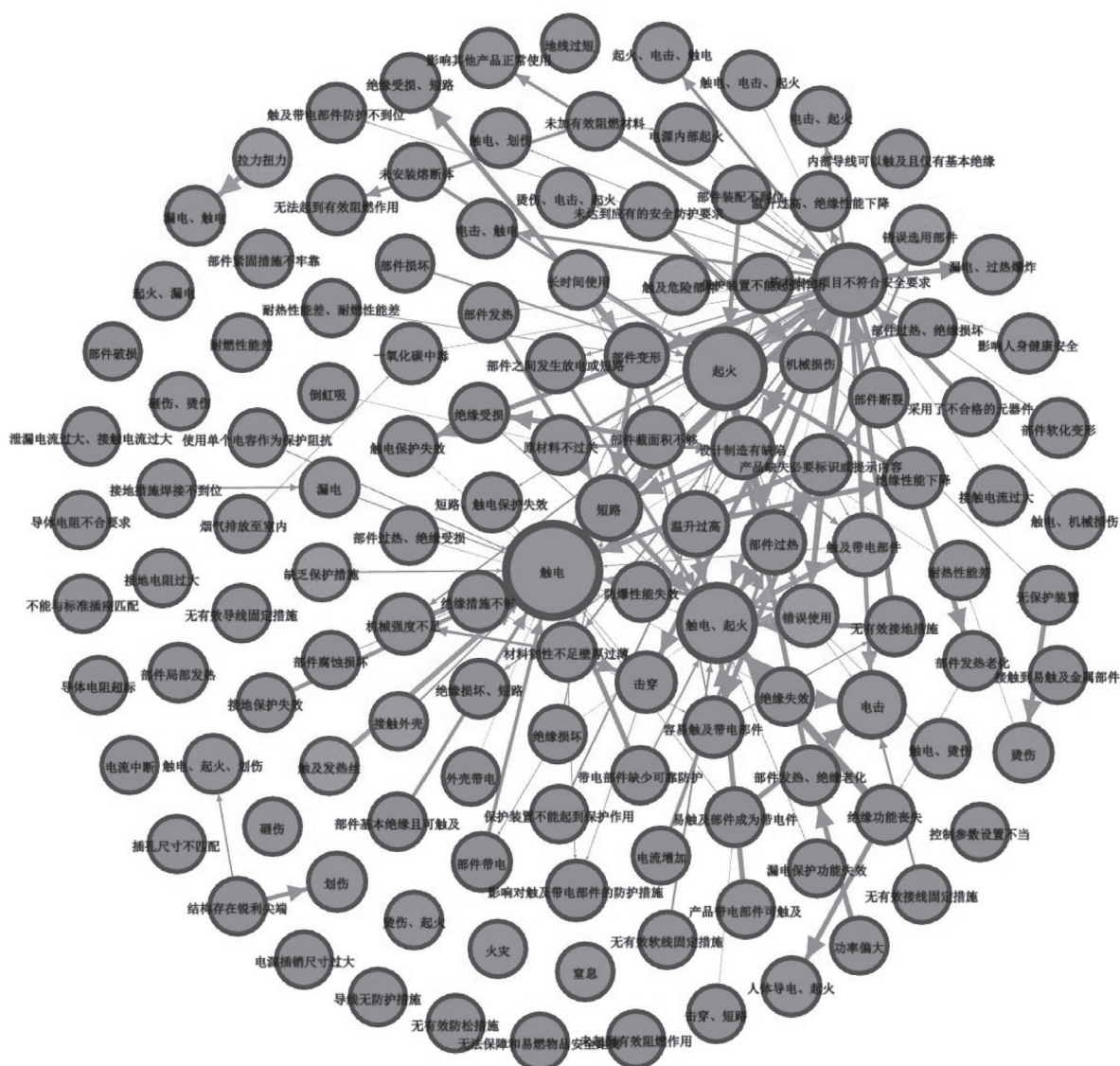


图4 事件入度排序展示



图5 关键事件节点触电入度展示



图6 关键事件节点起火入度展示

够、机械强度不足、部件截面积不够、使用单个电容作为保护阻抗。

从关键事件节点起火入度展示（见图6）来看，最直接导致起火发生的系统级危险事件主要有部件损坏、部件变形、短路、温升过高、部件过热、绝缘老化、绝缘损坏、绝缘性能下降等。其中，部件过热、绝缘老化、绝缘损坏、绝缘性能下降4个事件直接导致起火事件发生的概率最大。产品层事件和人因层事件中，最常发生的因果事件链主要有“基本安全项目不符合安全要求→设计制造有缺陷→错误使用→起火”“基本安全项目不符

合安全要求→部件装配不到位→起火”。除此之外，导致起火发生的产品层事件主要有产品未安装熔断体。人因层事件主要有长时间使用、错误选用部件及错误使用等。

（2）节点出度分析

以节点出度大小为标准排序进行节点大小展示，可视化结果如图7所示。由图7可看出，在原因事件中，基本安全项目不符合安全要求是较易发生的关键事件，其所导致的后续事件最复杂，由该节点所引发的事件所占比重最大，将光标落在任意节点，即可将该节点关联的节点进行突出展示分析。

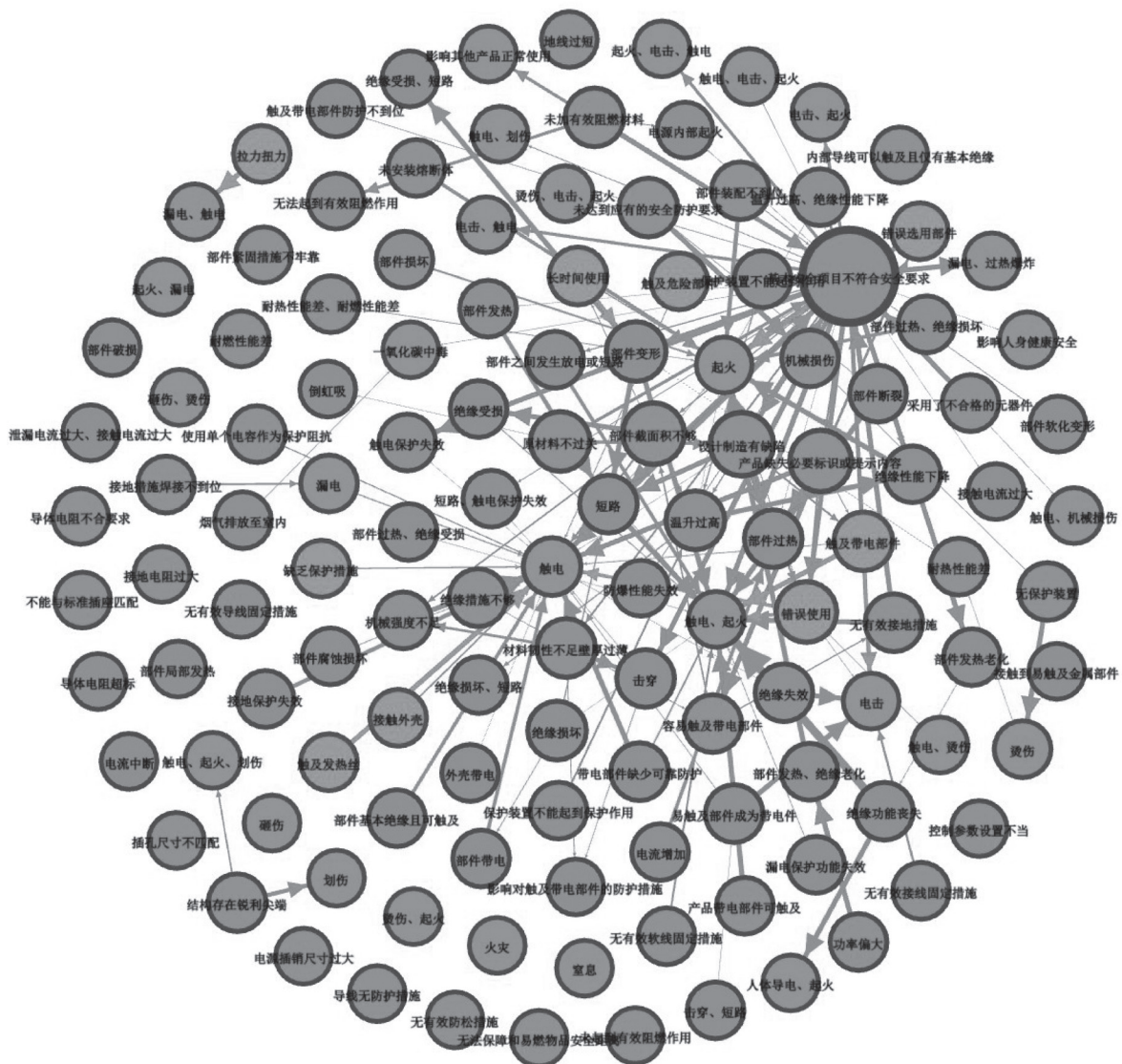


图7 事件出度排序展示

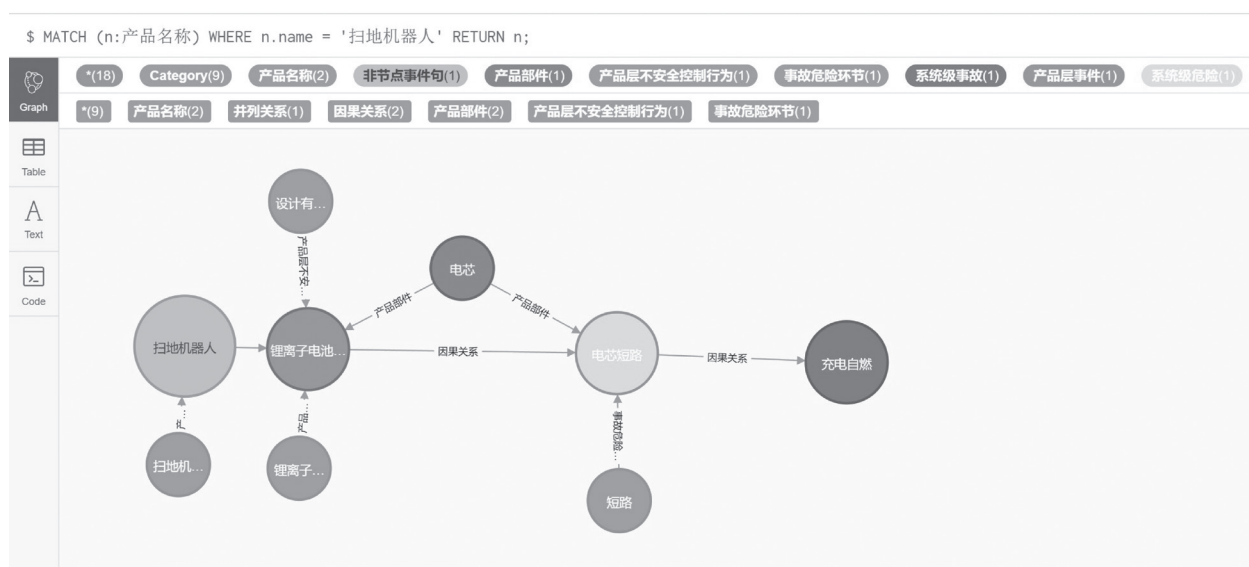


图9 查询结果-产品标准研制信息查询

称为扫地机器人,得到该产品的事件致因链为“锂离子电池电芯设计有缺陷→电芯短路→充电自燃”。当生产厂商在进行扫地机器人相关标准研制时,应重点关注该产品部件锂离子电池电芯的设计问题,通过相关产品标准的制定来减少充电自燃事故发生的概率。

4 结论

本文面向智能家居质量安全标准研制时,需要掌握产品可能存在的质量安全问题及事故致因链等信息的需求,采集了智能家居质量安全问题事件,分析了智能家居质量安全问题领域数据特征,进行了质量安全问题事件本体构建、事件类型识别、事件及事件关系抽取等研究。通过图谱形式实

现了事件可视化,并对事理知识图谱在智能家居产品质量安全标准研制的应用价值进行了分析。本文构建了智能家居质量安全事理知识图谱,其蕴含的复杂关系网络可为产品标准研制提供系统性的风险洞察和信息检索基础。目前的工作还存在一些不足,未来将在以下2个层次进行完善:

(1) 智能家居质量安全问题事件领域数据主要来自RAPEX、CPSC等召回数据,未来可以从更多的渠道爬取更多领域数据,增加问题分析的数据量,使得结果有更强的说服力;

(2) 在事件要素抽取部分,本文主要借助大语言模型辅助文本语料标注,在实际训练过程中采取的模式主要是经典模型,未来可以考虑在实际训练过程也借助大语言模型,训练适用于本领域的大语言模型。

参考文献

- [1] BIZER C, LEHMANN J, KOBILAROV G, et al. DBpedia - A crystallization point for the Web of Data[J]. Journal of Web Semantics, 2009,7(3): 154-165.
- [2] SUCHANEK F M, KASNECI G, WEIKUM G. YAGO: A Core of semantic knowledge unifying word net and wikipedia[C]//International Conference on World Wide Web.2007.
- [3] HOFFART J, SUCHANEK F M, BERBERICH K, et al. YAGO2: A spatially and temporally enhanced knowledge base from Wikipedia[J]. Artificial Intelligence, 2013,194: 28-61.
- [4] BOLLACKER K D, EVANS C, PARITOSH P, et al. Freebase: a collaboratively created graph database for structuring human knowledge[J]. ACM, 2008.

- [5] 陶家琦,李心雨,郑湃,等.制造领域知识图谱的应用研究现状与前沿[J].计算机集成制造系统,2022,28(12):3720–3736.
- [6] 吴闯,张亮,唐希浪,等.航空发动机润滑系统故障知识图谱构建及应用[J].北京航空航天大学学报,2024,50(4):1336–1346.
- [7] LI Z, ZHAO S, DING X, et al. EEG: knowledge base for event evolutionary principles and patterns[C]//Social Media Processing: 6th National Conference, SMP 2017, Beijing, China, September 14–17, 2017, Proceedings. Springer Singapore, 2017: 40–52.
- [8] 邓君,彭珺,孙绍丹,等.基于事理图谱的游记文本知识发现:以康养旅游为例[J].现代情报, 2022,42(7): 105–113.
- [9] 刘政昊, 曾曦, 张志剑. 面向应急管理的金融突发事件事理知识图谱构建与分析研究[J]. 信息资源管理学报, 2022,12(3): 137–151.
- [10] 张诗莹, 李阳. 融合事理知识图谱与网络舆情分析的突发事件情报支持路径及实证研究:以危化品事故为例[J]. 信息资源管理学报, 2023,13(4): 60–71.
- [11] 徐海玲. 基于事理图谱的多维特征网络舆情演化路径研究[J]. 情报科学, 2022,40(7): 48–54.
- [12] 单晓红, 庞世红, 刘晓燕, 等. 基于事理图谱的网络舆情事件预测方法研究[J]. 情报理论与实践, 2020,43(10): 165–170.
- [13] 刘雅姝, 栾宇, 周红磊, 等. 基于事理图谱的重大突发事件动态演变研究[J]. 图书情报工作, 2022,66(10): 143–151.
- [14] 林穿, 徐启峰, 黄奕钊. 基于事理图谱的电力安全事故预控方法[J]. 中国安全生产科学技术, 2021,17(10): 39–45.
- [15] 邓健峰,王涛,程良伦.机器人故障诊断事理逻辑知识图谱构建研究[J].计算机工程与应用,2023,59(13):139–148.
- [16] 郭恒,黎荣,张海柱,等.多域融合的高速列车维修性设计知识图谱构建[J].中国机械工程,2022,33(24):3015–3023.
- [17] 肖发龙, 吴岳忠, 沈雪豪, 等. 基于深度学习和知识图谱的变电站设备故障智能诊断[J]. 电力建设, 2022,43(3): 66–74.
- [18] 周彬,花豹,陆玉前,等.面向设备点检故障根因分析的因果知识建模方法[J].计算机集成制造系统,2023,29(8):2708–2721.
- [19] 高龙,卫青延,陶剑,等.事理图谱赋能的航空数据智能技术研究[J].航空工程进展,2023,14(2):178–190.
- [20] 熊奥, 高畅, 赵明辉, 等. 基于知识图谱的核电设备健康管理知识建模与分析[J]. 科技促进发展, 2021,17(4): 640–649.
- [21] 简琤峰, 林崇, 张立军, 等. 面向设计意图的STEP知识图谱关键技术研究[J]. 小型微型计算机系统, 2020,41(3): 648–655.
- [22] DEVLIN J , CHANG M W , LEE K ,et al.BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding[J].ArXiv, 2019, abs/1810.04805.
- [23] 叶文冰, 詹仕华. 基于MHA-BiLSTM的网络流量异常检测方法[J]. 现代信息科技, 2024,8(2): 65–69.