

中文引用格式:杨跃翔,刘学文,涂新雨,等. 基于 LLMs 与 KG 的智能消费产品质量安全风险[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(4): 271-280.

英文引用格式:Yang Yuexiang, Liu Xuewen, Tu Xinyu, et al. Quality and safety risk analysis of intelligent consumer products based on LLMs and KG[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(4): 271-280.

基于 LLMs 与 KG 的智能消费产品质量安全风险分析*

杨跃翔¹教授, 刘学文¹, 涂新雨¹, 郑怀城¹, 许应成^{**2}研究员
(1 中国矿业大学(北京)管理学院, 北京 100083; 2 中国标准化研究院, 北京 100191)

中图分类号: X913.4 文献标志码: A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.04.1582

资助项目: 中央基本科研业务经费项目(552023Y-10371); 国家重点研发计划项目(2022YFF0607100)。

【摘要】 为有效识别和控制智能消费产品质量安全风险, 基于大语言模型(LLMs)构建智能消费产品质量安全风险知识图谱(KG), 融合复杂网络分析方法, 系统分析风险分布特征和传播机制。通过多渠道采集智能消费产品相关数据, 梳理产品事故案例中的质量安全风险问题, 结合安全理论与智能产品系统结构, 构建多层次、可扩展的质量安全风险知识本体。在本体约束下利用 LLMs 实现知识自动化抽取, 构建包含 16 611 个节点和 32 178 条边的 KG。将 KG 映射为风险网络, 基于复杂网络理论, 计算危害因素、事故伤害、安全事件 3 类关键节点的中心性指标, 识别风险传播的关键节点和传播路径。结果表明: 在各类智能消费产品中, 智能家居类产品的风险实体数量占比最高, 物理危害和信息危害为主要风险类型, 财产损失和物理伤害为主要事故后果; 通过风险网络能够识别典型直接传播路径和级联传播路径。

【关键词】 大语言模型(LLMs); 知识图谱(KG); 智能消费产品; 质量安全风险; 复杂网络

Quality and safety risk analysis of intelligent consumer products based on LLMs and KG

Yang Yuexiang¹, Liu Xuewen¹, Tu Xinyu¹, Zheng Huaicheng¹, Xu Yingcheng²

(1 School of Management, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China;

2 China National Institute of Standardization, Beijing 100191, China)

Abstract: To effectively identify and control quality and safety risk of intelligent consumer products, a KG for intelligent consumer product quality and safety risk was constructed based on LLMs. Complex network analysis methods were integrated to systematically analyze risk distribution characteristics and propagation mechanisms. Data on intelligent consumer products were collected through multiple channels; the quality and safety risk issues in product accident cases were sorted out. Based on safety theories and the system structure of intelligent products, a multi-level and extensible knowledge ontology for quality and safety risks was constructed. Under the constraints of this ontology, LLMs were utilized to achieve

* 文章编号: 1003-3033(2026)04-0271-10; 收稿日期: 2025-12-14; 修稿日期: 2026-02-24

** 通信作者: 许应成(1979—), 男, 安徽庐江人, 博士, 研究员, 主要从事质量安全、标准化、大数据分析方面的研究。E-mail: xuych@cnis.ac.cn。

automated knowledge extraction, and a KG containing 16 611 nodes and 32 178 edges was constructed. The KG was mapped into a risk network. Based on complex network theory, centrality indicators of three key node types—hazard factors, accident injuries, and safety events—were calculated to identify critical nodes and propagation paths in risk transmission. The research results show that among various intelligent consumer products, intelligent home products account for the highest proportion of risk entities; physical hazards and information hazards are the main risk types; property damage and physical injury are the primary accident consequences. Typical direct propagation paths and cascading propagation paths can be identified by the risk network.

Keywords: large language models(LLMs); knowledge graphs(KG); intelligent consumer products; quality and safety risk; complex network

0 引言

新一代信息技术迅猛发展,智能消费产品在生活中日益普及^[1],然而,其复杂性和自主性^[2]也引发了前所未有的质量安全风险^[3]。如何有效分析与控制这些风险,已成为保障消费者健康与财产安全的重要课题。

国内外学者主要聚焦于特定产品类别的质量安全风险监测、分析、评估与控制^[4-5]。如闫实^[6]通过分析智能摄像头的质量安全状况,揭示了当前产业存在的问题;Sovacool^[3]、杨跃翔^[7]等梳理了智能家居产品的质量安全现状,分析了安全隐患与风险因素,并给出相应的防护和控制措施;孙迪等^[8]系统研究了智能穿戴产品的风险监测与典型场景风险评估;周玲等^[9]采用威胁建模与风险评估方法,分析了智能语音设备系统的信息安全风险。尽管上述研究取得了积极进展,但在智能消费产品质量安全风险的系统分析与动态管控方面仍存在以下不足。①传统风险识别与控制方法(如风险矩阵、贝叶斯网络、故障树等)更适用于在给定结构基础上开展定量分析评估,难以从大规模异构数据中自动挖掘新的风险因素及其复杂关联模式。②部分学者尝试利用知识图谱(Knowledge Graph, KG)等技术实现风险知识的智能管理和分析^[10-13],但现有 KG 的构建方式较依赖人工,知识获取与更新成本高昂^[14-15]。近年来,大语言模型(Large Language Models, LLMs)具备强大的信息抽取与生成能力,其与 KG 的协同应用,有望在风险知识获取与结构建模层面,为后续基于传统分析方法的定量评估提供更全面且动态可更新的知识^[16]。③现有研究多聚焦于某一类典型产品的特定风险,缺乏对不同产品类型以及传统与新型安全风险融合的系统性研究。

鉴于此,笔者拟基于 LLMs 构建智能消费产品

质量安全风险 KG,融合复杂网络分析方法,系统梳理危害因素,识别关键风险节点与传播路径,以期智能消费产品质量安全风险的系统识别、动态管控与科学决策提供理论基础和技术支撑。

1 智能消费产品质量安全风险 KG 构建

1.1 LLMs 驱动的 KG 构建流程

LLMs 在推理透明度方面仍存在局限,需要通过结构化 KG 加以约束与补充。KG 能够以三元组形式显式表示事故因果等关系,同时,其路径结构可映射为潜在的事故演化路径。LLMs 主要承担非结构文本知识抽取的功能,KG 则承担风险知识的组织与推理等功能。此外,为支撑安全风险的持续监测与分析需求,可采用定期与触发更新相结合的方式增量更新 KG。新的语料经预处理后执行增量文本知识抽取,并通过融合机制解决新旧知识冲突。采用基于语义相似度和 LLMs 判定的双重判定策略,并对置信度较低的实体、关系进行人工校验,兼顾数据时效性与知识一致性。

智能消费产品质量安全风险 KG 的构建流程包含数据采集与预处理、知识建模与抽取 2 个核心阶段,如图 1 所示。

1.2 数据采集与预处理

1.2.1 数据采集

系统性、多渠道采集智能消费产品相关的原始数据。具体包括:从国家市场监督管理总局政务服务平台检索并爬取 2018—2024 年产品缺陷召回数据,共计 4 323 条;从国家标准信息公共服务平台下载与智能消费产品相关的标准文档 374 份,覆盖主流产品类别;基于“黑猫投诉”平台^[17],收集 2018—2024 年真实消费者投诉数据超过 1 000 万条;收集各大主流新闻媒体 2018—2024 年新闻报道 800 万条。

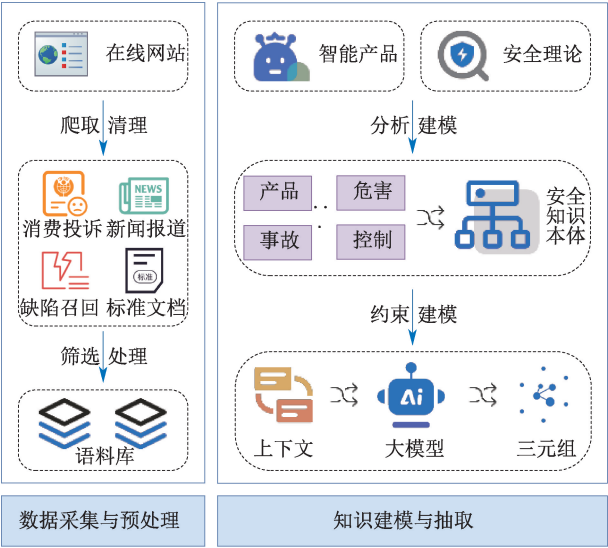


图 1 KG 构建流程

Fig. 1 KG construction process

1.2.2 数据预处理

采用 Python 脚本清洗原始数据,剔除无关信息及异常数据,统一数据格式。通过人工方式将 PDF 标准文档转化为 Markdown 格式,便于后续知识抽取。利用 Python 中的 Langchain 库调用 LLMs,通过提示工程多轮逐步筛选出与智能消费产品高相关性的文本。最终,获得相关的消费者投诉、缺陷召回及新闻文本数据 18 412 条。

对于篇幅较长或结构复杂的文本,采用 Langchain 库内置的多种分割策略(如按自然段落、标题、字符数或语义块等方式)切分原始文本。为

避免单段文本过长,采用“按字符数窗口+句子边界对齐”的混合切分策略,以约 300 字符为基础窗口,设置 20 字符的重叠区,用于缓解跨句切分的语义割裂。根据文本结构识别章节、段落或逻辑单元,部分高度集中的内容,进一步按字符数或句子数进行二次分割,确保每个文本长度适宜且充分保留信息。

1.3 知识建模与抽取

1.3.1 知识建模

系统梳理智能消费产品事故案例,结合质量安全风险的实际需求,构建顶层实体类型。同时,确定核心实体之间的关系,如图 2 所示。在此基础上,依据相关国家标准,分析智能消费产品的组件结构,并分层与细化各顶层实体,最终形成多层次、可扩展的本体结构,如图 3 所示。

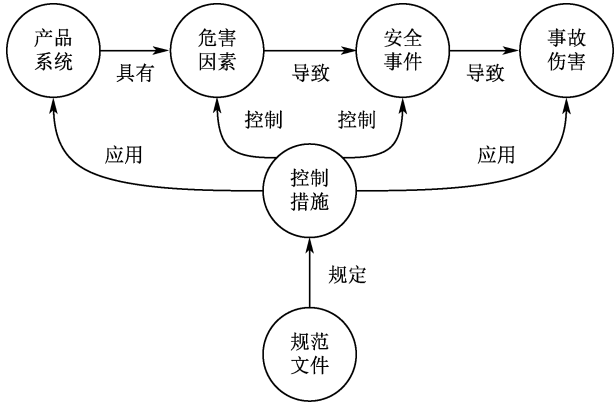


图 2 核心实体类型与关系

Fig. 2 Core entities types and relationships

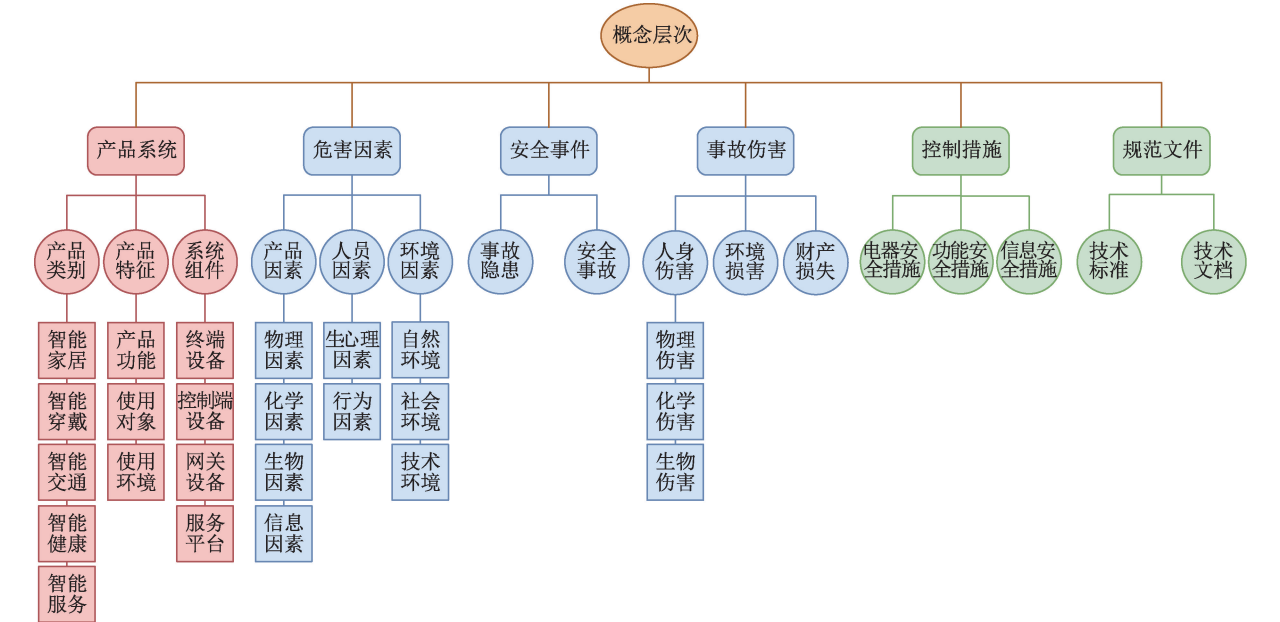


图 3 概念层次结构

Fig. 3 Conceptual hierarchy structure

采用分层结构进行本体建模,具体包括 6 大顶层实体。

1) 产品系统。系统组件是对智能产品系统各个独立部分的统称,参考《信息安全技术智能家居通用安全规范》(GB/T 41387—2022)等标准。

2) 危害因素。指可能导致伤害的潜在根源(参考《消费品生命周期安全 第 2 部分:设计》(GB/T 29289.2—2025)等标准)。依据《消费品安全 风险评估导则》(GB/T 22760—2020)等标准,信息因素是导致信息受未经授权的、意外或故意的获取、披露、传输、修改或销毁的因素,可包含固件、应用、接口、操作系统、数据、硬件、通信等,化学因素可包含无机毒物、有机毒物等,物理因素包含噪声、机械、爆炸、电气、辐射、高/低温物质等,生物因素可包含致病微生物、致病生物等。

3) 安全事件。指可能或已经导致人员伤亡、健康损害、财产损失或环境破坏的事件(参考《安全管理体系 要求》(GB/T 43500—2023)等标准),事故隐患是未发生但可能发生伤害、损失和破坏的事件,安全事故是发生伤害、损失或破坏的安全事件。

4) 事故伤害。指对人体健康、财产或环境造成的损害(参考《智能消费品安全 第 2 部分:风险评估》(GB/T 45097.2—2024)等标准)。物理伤害包括钝器(力)伤害、锐器(力)伤害、外力窒息或体内异物伤害、高温/低温物质伤害、电击伤害、辐射伤害、噪声/振动伤害、爆炸物伤害等;化学伤害包括化学性刺激、过敏反应、昏迷和麻醉、全身中毒、致癌、致畸、遗传基因突变等;生物伤害包括生物性感染、生物性中毒等。

5) 控制措施。参考《智能家用电器的通用安全技术要求》(GB/T 41789—2022)等标准,明确各类风险的干预与防控手段。

6) 规范文件为控制措施的制定和实施提供依据和支撑。

1.3.2 知识抽取

考虑中文语料处理能力,利用智谱 GLM-4.5 模型,结合本体约束和上下文学习策略,实现智能消费产品质量安全风险知识抽取。但文中涉及的知识抽取流程对具体模型不严格绑定,可更换为其他相近模型。

通过本体匹配筛选方式进行实体抽取,筛选出前 k 个高相似度实体类型,从本体中选取与该实体关联关系对,去重得到种子实体类型,并采用“角色约束 + 本体模式约束 + 输出格式约束 + 待抽取文

本输入”的提示方式抽取最终实体。关系抽取提示采用“角色约束 + 本体模式约束 + 少样本示例 + 输出格式约束 + 待抽取文本输入”的 5 段式“端到端”抽取设计,详细的提示设计见表 1。

表 1 关系抽取提示模板设计

Table 1 Relation extraction prompt template design	
设计要点	设计说明
系统角色约束	限定仅使用本体给定的实体类型与关系类型组合,禁止推断新关系
本体模式约束	与当前待抽取文本匹配高相关的关系对,生成裁剪后的 top_k (默认 5) 个组成本体模式片段,列出涉及的实体类型与关系三元组
少样本示例	每个高相关关系提供一个样本示例,拼接为完整的少样本示例
输出格式约束	约束输出包含头实体、关系、尾实体及其类型的固定 JSON 结构,确保可直接解析
待处理文本输入	将当前待抽取文本与去重后的种子实体列表作为完整的输入内容

基于 LLMs 的知识抽取简要流程如图 4 所示。

知识抽取简要流程包括以下关键环节:

1) 本体约束与上下文学习。将概念层次、实体类型、关系类型等信息作为上下文输入,结合少样本学习方法,为 LLMs 提供清晰的抽取目标和示例。少样本学习是指通过在提示中提供少量标注示例,结合模型预训练能力,让模型理解任务格式和约束,从而在新样本上完成同类任务。对本体中每个关系对设计单样本示例,通过将所有关系对与当前待处理文本进行余弦相似度匹配,筛选相似度最高的 k 个关系对示例,拼接作为显式的少样本示例,从而在减少提示词占用的同时保持提示稳定性。

2) 实体识别。从原始文本中提取出 6 大类实体。例如:从“智能扫地机器人因内部电池线路老化,导致地面烧焦”事故案例描述内容中,识别出智能扫地机器人(产品系统)、内部电池线路老化(危害因素)、地面烧焦(事故伤害)等实体。

3) 关系抽取。在实体识别基础上,抽取实体间的语义关系,包括具有、导致、控制、应用、规定等定义的关系类型。如识别“内部电池线路老化”与“地面烧焦”之间的“导致”关系,“智能扫地机器人”与“内部电池线路老化”之间的“具有”关系。由此,生成{“智能扫地机器人”,“具有”,“内部电池线路老化”},{“内部电池线路老化”,“导致”,“地面烧焦”}等类似三元组。

为验证抽取结果的可靠性,随机选取 100 条记录构建人工标注样本集,对比模型抽取结果与人工

2 智能消费产品安全风险分析

基于构建的智能消费产品质量安全风险 KG, 将其转化为风险网络, 以支撑后续的安全风险分析。KG 中的三元组结构(实体-关系-实体)直接映射为复杂网络中的节点-边-节点结构, 将产品系统、危害因素、安全事件、事故伤害、控制措施、规范文件等实体映射为网络节点, 将导致、具有、控制等因果、组成和约束关系映射为有向或无向边。在此基础上, 通过计算节点的度中心性、接近中心性和 BC 等网络指标, 识别在多条事故链条中反复出现的关键节点; 通过挖掘节点间的最短路径和连通路, 揭示从危害因素到事故伤害的典型传播链条。

2.1 多维度统计分析

为揭示智能消费产品质量安全风险的分布特征, 基于构建的智能消费产品质量安全风险 KG, 围绕产品类别、系统组件、危害因素与事故伤害等维度开展分析, 图 6 为 4 个维度的分布情况。

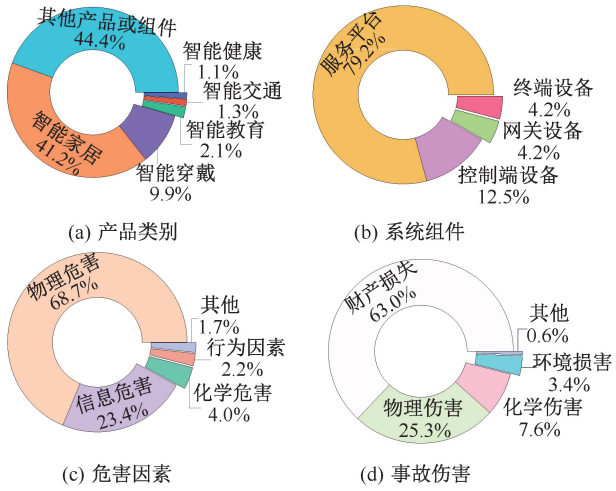


图 6 核心维度相关实体分布情况

Fig. 6 Distribution of core dimension related entities

由图 6 可知: 在产品类别层面, 除其他产品外智能家居产品风险实体数量占比最高, 智能穿戴、智能教育等新兴类别占比较低; 在系统组件层面, 服务平台占比最高, 终端与控制端设备虽占比有限, 但作为用户直接交互的环节, 其潜在风险仍不容忽视; 在危害因素层面, 物理危害和信息危害为主要风险来源。化学危害、行为因素等因素占比较低, 但仍需关注物理与信息风险的协同; 在事故伤害层面, 财产损失和物理伤害为主要后果类型, 化学伤害、环境损害和生物伤害相对较少。

2.2 风险网络建模与分析

基于智能消费产品质量安全风险传播的典型特征, 风险往往通过多路径、多环节的级联传播形成事故, 不同节点在传播网络中的结构位置决定了其风险影响范围和管控优先级。选取度中心性、接近中心性和 BC 等 3 类指标分析节点重要性。

度中心性在质量安全风险网络中, 度值较高的节点通常对应多源致害因素、多风险路径汇聚点, 其异常更容易触发多条路径的联动风险; 接近中心性数值越大表明该节点在整体网络中越接近中心, 在事故传播或风险信息扩散过程中具有更高的到达效率; BC 较高的节点一旦失效或失控, 更可能导致多条路径被同时打通。

利用复杂网络分析方法, 分别计算危害因素、事故伤害、安全事件 3 大类关键节点的度中心性、接近中心性和 BC。通过指标排序识别出在风险传播与控制中具有关键作用的节点, 见表 2。

基于中心性排序结果, 为在有限资源下优先选择关键节点、配置管控资源提供依据: ①度中心性排序靠前的节点(如铅、镉等化学危害和带电部件等物理危害)在多条事故路径中反复出现, 应优先重点监测和管控。②接近中心性和 BC 排序靠前的节点(如短路、漏电等)在不同路径间起到中介和桥梁作用, 是切断高风险路径的优先干预点, 应重点加强预警和保护措施。③事故伤害类节点(如电击、火灾)在接近中心性和 BC 排序排序, 表明其具有较高的可达性和路径耦合性, 应强化应急处置和后果防控能力。

3 智能消费产品安全风险控制

3.1 风险传播路径识别

基于已构建的风险网络, 以危害因素为起点, 事故伤害为终点, 提取长度 ≤ 5 的最短路径, 得到候选传播链。计算路径风险贡献度 R_p :

$$R_p = \sum_{i \in p} w_i / L_p \tag{1}$$

式中: p 为一条由起始危害因素到终端损失后果的风险传播路径; i 为路径 p 上的第 i 个节点; w_i 为节点 i 的风险权重, 基于其在网络中的中心性指标和在样本数据中出现频次进行归一化得到; L_p 为路径长度, 表示路径上包含的节点数量或边数量。

直接传播路径指危害因素直接导致事故伤害, 级联传播路径指单一危害因素触发多个中间事件后导致事故伤害。直接传播路径为 $R_p = f$, 级联传播路径为:

表 2 节点重要度
Table 2 Importance of nodes

关键节点	排序	度中心性	接近中心性	BC
危害因素	1	铅(化学危害)	割伤(物理危害)	起火(物理危害)
	2	带电部件(物理危害)	起火(物理危害)	短路(物理危害)
	3	过热(物理危害)	过热(物理危害)	漏电(物理危害)
	4	起火(物理危害)	窒息(物理危害)	爆炸(物理危害)
	5	爆炸(物理危害)	防触电保护失效(物理危害)	自燃(物理危害)
事故伤害	1	电击(物理伤害)	电击(物理伤害)	火灾(物理伤害)
	2	中毒(化学伤害)	烫伤(物理伤害)	电击(物理伤害)
	3	火灾(物理伤害)	财产损失	着火(物理伤害)
	4	呛噎(物理伤害)	肿胀(物理伤害)	碎屏(物理伤害)
	5	烫伤(物理伤害)	烧伤(物理伤害)	烧伤(物理伤害)
安全事件	1	漏水(安全事故)	带电部件可被接触(事故隐患)	漏水(安全事故)
	2	带电部件可被接触(事故隐患)	失火(安全事故)	撞机(安全事故)
	3	触摸带电部件(事故隐患)	活动间隙不足(事故隐患)	发生火灾(安全事故)
	4	充电电路没有断路开关(事故隐患)	使用者触碰到带电部件(事故隐患)	带电部件可被接触(事故隐患)
	5	缆线未正确固定(事故隐患)	意外摄入(事故隐患)	无法正常启动(安全事故)

$$R_p = f + 0.5 \sum_{v \in M} BC(v) + 0.2L_p \tag{2}$$

式中： f 为相同“危害-伤害/完整路径”在全图中出现的次数； $BC(v)$ 为节点 v 在全图上计算得到的标准化BC； M 为路径上的中间节点集合。最终根据 R_p 值获取高风险路径。

3.2 典型风险传播路径与控制措施

基于路径风险贡献度量化评估风险传播路径。

采用综合风险评分 $R_c = R_p \times S \times H$ 对路径进行风险分级,其中, S 为严重度评分(1—4级,分别对应轻微、一般、严重、非常严重), H 为相对发生频度。识别出直接、级联传播高风险路径各5条。

3.2.1 直接传播路径风险量化与控制措施

5条高风险直接传播路径风险贡献度范围为17.0~319.0,综合风险评分范围为102.0~1 276.0。表3为典型直接传播路径的量化评估结果。

表 3 典型直接传播路径量化评估与控制措施

Table 3 Quantitative assessment and control measures for typical direct propagation paths

路径编号	路径链条	风险贡献度	严重度评分	综合风险评分	风险等级	控制措施	实施环节
p1	铅→环境风险	319.0	2(一般)	1 276.0	高	产品退出市场、停止销售	使用阶段
p2	带电部件→电击	258.0	2(一般)	1 032.0	高	实施Ⅰ类保护级别、接地保护、防潮设计、产品防潮性能改进	设计阶段/召回处置阶段
p3	绝缘性能不足→电击	101.0	2(一般)	404.0	高	实施Ⅰ类保护级别、接地保护、防潮设计、产品防潮性能改进	设计阶段/召回处置阶段
p4	过热→火灾	21.0	3(严重)	126.0	高	符合《家用和类似用途电器的安全 第1部分:通用要求》(GB4706.1—2005)标准、安装保护装置、安装保险丝	设计阶段/召回处置阶段
p5	充电电路没有断路开关→火灾	17.0	3(严重)	102.0	高	符合GB4706.1—2005标准、安装保护装置、安装保险丝、停止使用	设计阶段/召回处置阶段/使用阶段

将直接传播路径分析延伸到风险管控层面,先识别高风险路径并量化风险水平,再根据路径特征匹配控制措施,并从设计源头控制、生产过程控制、使用环节控制、应急处置机制4个维度细化实施。直接传播路径分析结果表明:化学危害和物理危害构成主要风险源。p1路径(铅→环境风险)风险贡

献度最高,需优先采取源头控制措施;物理危害路径严重度评分较高,需在设计阶段实施符合国家标准保护措施,部分路径还需在使用阶段采取应急措施。控制措施以设计阶段/召回处置阶段措施为主,由监管部门或生产企业联合实施。然而,当前控制措施实施仍面临多阶段协调困难以及措施覆盖不全

面等挑战。

3.2.2 级联传播路径风险量化与控制措施

识别出的 5 条高风险级联传播路径中,风险贡

献度范围为 1.8~2.0,但由于严重度评分较高(2~4),综合风险评分范围为 8.0~16.0。表 4 为典型级联传播路径的量化评估结果。

表 4 典型级联传播路径量化评估与控制措施

Table 4 Quantitative assessment and control measures for typical cascading propagation paths

路径编号	路径链条	风险贡献度	严重度评分	综合风险评分	风险等级	典型控制措施	实施环节
p6	骚扰电压→触电隐患→电击→触电→死亡	2.0	4(非常严重)	16.0	高	中国强制性产品认证(China Compulsory Certification, CCC/3C)认证、符合 GB4706.1—2005 标准、实施 I 类保护级别、接地保护、防潮设计	设计阶段/召回处置阶段
p7	电源连接和外部软线、接地措施项目不符合要求→触电隐患→电击→触电→死亡	2.0	4(非常严重)	16.0	高	3C 认证、符合 GB4706.1—2005 标准、实施 I 类保护级别、接地保护、防潮设计	设计阶段/召回处置阶段
p8	自燃→爆炸→腿部严重烧伤	1.8	3(严重)	10.8	高	主动告警、更换维修	召回处置阶段
p9	电线固定装置不够安全→电线能够脱落→带电部件可被接触→着火→火灾	1.8	3(严重)	10.8	高	符合 GB4706.1—2005 标准、产品绝缘改进、人走断电、安装保护装置、安装保险丝	设计阶段/召回处置阶段/使用阶段
p10	机械危险→着火→火灾→触电危险→起火→烫伤	2.0	2(一般)	8.0	中高	符合 GB4706.1—2005 和 GB8898—2011 标准、产品维修、产品报废处理	设计阶段/召回处置阶段

与直接传播路径相比,级联传播路径风险贡献度相对较低,但严重度评分普遍较高,特别是 p6、p7 这 2 条路径可能导致严重后果。控制措施以设计阶段/召回处置阶段措施为主,主要由监管部门或生产企业联合实施。

将级联传播路径分析延伸到风险管控,需特别关注级联传播路径的多环节风险传播特征,在传播链条的关键节点设置控制措施,阻断风险传播。针对严重度高的路径,需建立快速响应机制。以智能电热水壶产品为例,其涉及 p6 路径,可能导致死亡等严重后果,从以下 4 个维度细化实施策略:

1) 设计源头控制。针对 p6 路径的源头风险“骚扰电压”,要求生产企业严格按照 GB 4706.1—2005 标准设计产品,采用 I 类保护级别,确保带电部件与可触及表面之间满足标准规定的绝缘要求,从源头阻断骚扰电压的产生。防潮设计方面,要求产品防护等级符合标准规定要求,关键电气部件采用适当的密封封装措施,防止潮湿环境导致骚扰电压转化为触电隐患。

2) 生产过程控制。建立关键工序检查清单,重点针对骚扰电压和触电隐患的检测,包括骚扰电压测试、接地连续性测试、绝缘耐压测试、泄漏电流测试等,按照质量管理体系要求进行产品抽检,确保在

传播链条的初始环节阻断风险。

3) 使用环节控制。制定消费者安全使用提示,包括使用前检查电源线是否完好、避免在潮湿环境使用、发现异常立即断电等,通过产品说明书、APP 推送等方式告知消费者,防止使用环节的触发因素导致风险沿 p6 路径级联传播为触电隐患。

4) 应急处置机制。针对 P6 路径的严重风险(可能导致死亡),建立快速响应机制,包括产品自动断电保护(阻断“电击→触电”环节)、远程监控告警(通过平台实时监测产品关键安全参数状态,及时发现触电隐患)、紧急召回流程(发现批量问题后及时启动召回程序,防止级联传播至死亡后果)。

3.2.3 基于路径分析的风险预警

基于路径分析结果,可构建风险预警机制,将风险量化评估结果转化为实际的风险预警信号。通过综合风险评分 R_c 设定分级预警阈值,例如:低风险($R_c < 200$)、中风险($200 \leq R_c < 500$)、高风险($500 \leq R_c < 1\,000$)、极高风险($R_c \geq 1\,000$)。

根据表 3 和表 4 的评估结果,级联传播路径的综合风险评分在 8.0~16.0,虽然数值较低,但由于严重度评分较高(2~4),仍需重点关注。当路径风险评分超过相应阈值时,可自动生成不同级别的预警信号并触发相应响应措施。极高风险路径触发紧

急召回预警,要求生产企业立即停止销售并启动召回程序;高风险路径触发产品召回预警,要求生产企业评估召回必要性并制定召回计划;中风险路径触发风险监测预警,要求生产企业加强质量管控;低风险路径触发常规监测信号,要求生产企业持续关注。

基于路径分析的预警机制可在多个场景中发挥作用:

1) 监管部门和企业可根据预警信号确定召回优先级,极高风险和高风险路径对应的产品应优先召回,中风险路径对应的产品可根据实际情况决定是否召回。

2) 根据预警信号,向消费者推送不同级别的安全提示,如极高风险路径对应的产品应提示“立即停止使用”,高风险路径对应的产品应提示“谨慎使用并关注安全信息”。

3) 监管部门可根据预警信号确定重点监测对象,对极高风险和高风险路径对应的产品类别、生产企业进行重点监测和执法检查,提高监管效率和针对性。

4 结 论

1) 基于 LLMs 构建包含 16 611 个节点和 32 178 条边的智能消费产品质量安全风险 KG,可实现风险知识的自动化抽取和结构化表达。

2) 分析了智能消费产品质量安全风险 KG 中产品类别、系统组件、危害因素与事故伤害等维度的风险分布特征,其中,智能家居产品风险实体数量占比最高,服务平台为主要风险源,物理危害和信息危害为主要风险类型,财产损失和物理伤害为主要事故后果。通过复杂网络分析识别出智能消费产品质量安全风险的 15 个在风险传播与控制中的关键风险节点和 10 条典型风险传播路径,其中,典型高风险路径为“电击→触电→死亡”。

3) 文中研究重点在智能消费产品的质量安全风险识别、传播路径分析和风险量化评估,基于路径风险评分,初步探讨了风险预警机制(包括预警阈值设定、预警信号生成和应用场景等),未来将进一步深化动态预警和实时风险监测研究。

参 考 文 献

[1] 卢嘉瑞. 消费智能化:新一轮消费结构升级的重要引擎[J]. 管理学刊, 2016, 29(5): 1-6.
Lu Jiarui. On the intelligentizing consumption: an important engine of the new round of consumption structure upgrade[J]. Journal of Management, 2016, 29(5): 1-6.

[2] Raff S, Wentzel D, Obwegeser N. Smart products: conceptual review, synthesis, and research directions[J]. Journal of Product Innovation Management, 2020, 37(5): 379-404.

[3] Sovacool B K, Rio D D F D. Smart home technologies in Europe: a critical review of concepts, benefits, risks and policies [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2020, 120: 109663. DOI:10.1016/j.rser.2019.109663.

[4] 周玲, 王琨强, 李乐言. 智能消费品新型质量安全风险分析及对策研究[J]. 信息与电脑(理论版), 2022, 34(24): 209-212.
Zhou Ling, Wang Kunqiang, Li Leyan. Research on new quality and safety risks and countermeasures for smart consumer goods [J]. Information & Computer, 2022, 34(24): 209-212.

[5] 邢文博, 张腾飞, 陈萍, 等. 典型智能产品质量安全风险控制研究[J]. 科技创新与应用, 2024, 14(22): 136-140.

[6] 闫实. 智能摄像头产品质量安全状况分析[J]. 电视技术, 2022, 46(12): 205-207, 211.
Yan Shi. Analysis on quality safety for smart cameras[J]. Video Engineering, 2022, 46(12): 205-207, 211.

[7] 杨跃翔, 郑怀城, 刘学文, 等. 智能家居信息安全知识图谱构建研究[J]. 计算机科学与探索, 2026, 20(1): 169-181.
Yang Yuexiang, Zheng Huaicheng, Liu Xuewen, et al. Research on the construction of a smart home information security knowledge graph [J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2026, 20(1): 169-181.

[8] 孙迪, 陈辉. 智能穿戴产品质量安全风险[J]. 质量与认证, 2018(3): 86-88.

[9] 周玲, 刘惟凡, 卓圣钧, 等. 智能语音设备威胁分析与风险评估技术研究[J]. 信息安全与通信保密, 2024(11): 95-106.
Zhou Ling, Liu Weifan, Zhuo Shengjun, et al. Research on threat analysis and risks assessment for smart voice

device [J]. Information Security and Communications Privacy, 2024(11): 95–106.

[10] 许慧, 蒋玫, 薛红, 等. 基于知识图谱的建筑火灾事故智能分析[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(12): 94–99.
Xu Hui, Jiang Mei, Xue Hong, et al. Intelligent analysis of building fire accidents based on knowledge graph[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(12): 94–99.

[11] Liu Chang, Yang Shiwu. Using text mining to establish knowledge graph from accident/incident reports in risk assessment[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 207: DOI:10.1016/j.eswa.2022.117991.

[12] Huo Xiaosen, Yin Yuan, Jiao Liudan, et al. A data-driven and knowledge graph-based analysis of the risk hazard coupling mechanism in subway construction accidents[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 250: DOI: 10.1016/j.res.2024.110254.

[13] 邵舒羽, 张扬, 刘艳. 基于 KGCN 的地质地震灾害事件演化结果预测[J]. 中国安全科学学报, 2025, 35(2): 212–219.
Shao Shuyu, Zhang Yang, Liu Yan. Prediction of geological earthquake disaster event evolution results based on KGCN[J]. China Safety Science Journal, 2025, 35(2): 212–219.

[14] Pan Shirui, Luo Linhao, Wang Yufei, et al. Unifying large language models and knowledge graphs: a roadmap[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024, 36(7): 3 580–3 599.

[15] Chen Bohan, Bertozzi A L. AutoKG: efficient automated knowledge graph generation for language models[C]. 2023 IEEE International Conference on Big Data (BigData), 2023: 3 117–3 126.

[16] Hu Yuelin, Zou Futai, Han Jiajia, et al. LLM-TIKG: threat intelligence knowledge graph construction utilizing large language model[J]. Computers & Security, 2024, 145: DOI:10.1016/j.cose.2024.103999.

[17] 蔡卫星, 蒲雨琦, 李浩民. 顾客至上: 消费者在线投诉的基本面预测能力研究[J]. 管理世界, 2024, 40(5): 139–154.
Cai Weixing, Pu Yuqi, Li Haomin. Customer first: the fundamental prediction ability of consumer online complaints[J]. Journal of Management World, 2024, 40(5): 139–154.

作者简介: 杨跃翔 (1976—),男,黑龙江齐齐哈尔人,博士,研究员,主要从事质量安全、人工智能、知识图谱、数据挖掘等方面的研究。E-mail:201901@cumtb.edu.cn。

