

中文引用格式:汤洪霞,王晓洁,李梦笛,等. 基于事理图谱的城市轨道交通系统暴雨灾害链辨识[J]. 中国安全科学学报, 2026, 36(4): 252–261.

英文引用格式:TANG Hongxia, WANG Xiaojie, LI Mengdi, et al. Identification of rainstorm disaster chain in urban rail transit system based on event evolutionary graph[J]. China Safety Science Journal, 2026, 36(4): 252–261.

基于事理图谱的城市轨道交通系统 暴雨灾害链辨识*

汤洪霞¹ 讲师, 王晓洁^{**1}, 李梦笛², 邵志国^{1,3} 副教授

(1 青岛理工大学 管理工程学院, 山东 青岛 266525; 2 同济大学 经济与管理学院, 上海 200092; 3 同济大学 可持续发展与新型城镇化智库, 上海 200092)

中图分类号: X915.5; U298

文献标志码: A

DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2026.04.1718

基金项目: 国家自然科学基金资助(72304161); 山东省自然科学基金资助(ZR2024QG020)。

【摘要】 为科学辨识城市轨道交通系统暴雨灾害链中的关键致灾因子及关键致灾路径, 提升城市轨道交通系统韧性, 基于2010—2024年有关城市轨道交通系统暴雨灾害新闻报道文本数据, 综合运用自然语言处理技术、基于规则的模板匹配方法抽取灾害因果事件对; 利用t分布随机邻域嵌入(t-SNE)方法对所抽取的事件对进行聚类泛化, 构建城市轨道交通系统暴雨灾害抽象事理图谱, 结合Gephi将其可视化为灾害链演化网络; 引入复杂网络理论定量分析城市轨道交通系统暴雨灾害链演化网络, 识别灾害链中的关键致灾因子及关键致灾路径。研究结果表明: 暴雨、车站积水、地铁停运及设备故障这4类灾害事件的重要程度较高, 为该城市轨道交通系统暴雨灾害链演化网络中的关键致灾因子; 道路积水→车站积水、地铁停运→经济损失及道路积水→雨水倒灌这3条演化路径的脆弱性较高, 为该城市轨道交通系统暴雨灾害链演化网络中的关键致灾路径。

【关键词】 事理图谱; 城市轨道交通; 暴雨灾害链; 复杂网络; 因果关系

Identification of rainstorm disaster chain in urban rail transit system based on event evolutionary graph

TANG Hongxia¹, WANG Xiaojie¹, LI Mengdi², SHAO Zhiguo^{1,3}

(1 School of Management Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao Shandong 266525, Shandong, China; 2 School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China; 3 Tongji University Sustainable Development and New-type Urbanization Think-tank, Shanghai 200092, China)

Abstract: In order to scientifically identify the key disaster-causing factors and key disaster-causing paths in the urban rail transit system's flood disaster chain, and enhance the resilience of these systems, a study was conducted based on news report text data related to the urban rail transit flood disasters from 2010 to 2024. Natural language processing technology and a rule-based template matching method were

* 文章编号: 1003-3033(2026)04-0252-10; 收稿日期: 2025-10-10; 修稿日期: 2025-12-21

** 通信作者: 王晓洁(2001—), 女, 山东临沂人, 硕士研究生, 研究方向为智慧设施管理、灾害应急管理等。E-mail: wwwxj2001@163.com。

used to extract causal event pairs. The t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding (t-SNE) method was used to generalize the extracted event pairs, and the abstract event evolutionary graph of rainstorm disaster in the urban rail transit system was constructed, which was visualized as a disaster chain evolution network combined with Gephi. The complex network theory was introduced to quantitatively analyze the rainstorm disaster chain evolution network of the urban rail transit system, and identify the key disaster factors and key disaster paths in the disaster chain. The results show that the four types of disaster events, rainstorm, station water, subway shutdown and equipment failure, are of high importance and are the key disaster factors in the rainstorm disaster chain evolution network of the urban rail transit system. The three evolutionary paths of "road water → station water", "subway shutdown → economic loss" and "road water → rainwater backpouring" have high vulnerability, which are the key disaster paths in the rainstorm disaster chain evolution network of the urban rail transit system. The identified key disaster-causing factors and key disaster-causing paths can provide decision support for disaster prevention and mitigation.

Keywords: urban rail transit; event evolutionary graph; rainstorm disaster chain; complex network; causality

0 引言

近年来,全球气候变化加剧,极端降雨增多,暴雨内涝灾害频发,给城市可持续发展带来严峻挑战^[1]。在暴雨灾害频发背景下,城市轨道交通系统作为一个涉及内外部因素的复杂网络系统,其各类组成部分在运行中相互之间具有高度依赖性^[2],对系统内部发生灾害事件的抵抗力极低,其灾害的发生极易演化形成链式反应^[3],在时间和空间上扩大了灾害的影响范围,使得灾害的形成机制及演化路径更为复杂。因此,正确辨识城市轨道交通系统暴雨灾害链的关键致灾因子和致灾路径对提升城市轨道交通系统整体韧性及防灾减灾水平具有重要意义。

当前,对城市轨道交通灾害链的研究多集中于探析灾害事故成因及影响因素、基于复杂网络理论的危害链演化分析、基于风险管理理论的危害链风险评估等。Li Hongwei 等^[4]分析了广州地铁 967 起自动扶梯乘客事故的影响因素,利用 Haddon 矩阵评估了灾害事故各影响因素间的相互作用。Jiao Liudan 等^[5]收集了 562 个城市轨道交通灾害案例,基于复杂网络理论构建了城市轨道交通系统的灾害链网络模型,从节点和边的角度分析了灾难链网络的脆弱性,并提出有针对性的断链减灾策略。焦柳丹等^[6]收集了 146 起国内外轨道交通设备故障灾害案例构建城市轨道交通设备故障贝叶斯网络模型,并结合实际数据分析了各灾害事件的风险概率。上述研究中,大多数研究由专家依据过去的灾害案例人工提取事件间关系,并据此构建灾害链演化模型。然而,从过去案例中较为全面地提取所有灾害间的

因果关系较为困难。

随着机器学习、人工智能等新兴技术的发展,事理图谱这一以“事件”为研究对象的新兴技术随之诞生。2017 年刘挺等^[7]提出的事理图谱是以事件为节点,事件间关系为边的有向图,将事件的演化规律和模式构建成一个事理知识库,可清晰表示事件间的逻辑关系。当前,基于事理图谱的应用研究集中在经济金融领域^[8]、网络舆情领域^[9]及医疗领域^[10]等,均取得了较多研究成果。随着事理图谱应用研究的不断深入,已有学者将事理图谱运用到灾害应急管理领域,为灾害应急管理研究提供了新思路。冯均等^[11]基于投票机制的深度神经网络融合方法抽取因果句中的事件,融合手工规则构建了城市内涝事理图谱。李鸿儒等^[12]提出一种基于改进 CasRel 的实体关系联合抽取模型,并基于构建的事理图谱,设计出与之匹配的问答系统架构,开发危险化学品事故因果关系智能问答系统。事理图谱的应用研究在经济领域、舆情领域及医疗领域等均取得显著成果,而其在灾害管理领域的应用研究尚处在初级阶段。学者们在构建灾害链式演化模型时,大多采用专家访谈法、案例分析法等梳理灾害事件间的逻辑关系。然而,该演化模型在构建过程中可能会存在灾害间关系的遗漏或偏差。

因此,笔者拟依据事理图谱相关概念,综合运用自然语言处理技术、基于规则的模式匹配方法、t 分布随机邻域嵌入 (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding, t-SNE) 事件聚类泛化方法等,准确抽取城市轨道交通灾害事件间的因果关系,构建城市轨道交通暴雨灾害链抽象事理图谱,并将其可视化为

灾害链演化网络后,利用复杂网络理论定量分析该演化网络,辨识关键致灾因子及关键致灾过程,以期 为防灾减灾工作提供决策支持。

1 暴雨灾害链因果事件对抽取

1.1 灾害数据收集与预处理

由于百度资讯涵盖澎湃新闻、新浪网、中国新闻网等各大新闻网站,新闻报道较为客观和全面,故针对百度资讯,利用网页数据采集器八爪鱼软件进行数据爬取。分别以地铁暴雨、地铁洪涝、地铁强降雨、城市轨道交通暴雨等作为关键词进行相关新闻检索,新闻检索时间为 2010 年 1 月—2024 年 6 月。由于所收集的原始新闻数据较为杂乱,对其进行人工筛选,经剔除无关及重复转载报道并补充官方调查报告后,最终获得有效新闻文档共计 301 篇,并以此作为构建城市轨道交通暴雨灾害链的基础语料。为进行事件及事件间关系抽取,利用 Python jieba 库对文档进行分词,采用哈工大 自然语言处理工具 (Language Technology Platform, LTP) 对文档进行分句、词性标注、句法分析等^[13]。

1.2 因果提示词构建及扩展

事件抽取是构建事理图谱的关键环节,目前广泛应用的事件抽取方法主要有基于模式匹配、基于特征学习及基于神经网络 3 种^[14]。由于新闻文本的句式结构较为简单规范,其因果关系的表达形式较为固定和明确。使用基于规则的模板匹配方法能够有效识别这些固定模式,并从中准确提取出因果事件对。因此,采用基于规则的模式匹配方法抽取城市轨道交通系统暴雨灾害因果事件对。

因果关系是事件之间存在的一种普遍联系,主要由原因事件和结果事件 2 部分构成,是一种深层次的语义关系^[15]。因果关系提示词连接句中的原因事件及结果事件,是因果句中的关键要素,其存在即表示句子中存在因果关系。国内学者裘江南^[16]、彭湃^[17]等主要从提示词的词性方面归纳总结中文文本的因果提示词,但直接将学者们归纳出的因果提示词运用到文中并不能准确识别出灾害事件间的因果关系。因此,针对上述所爬取的文档,分析并提取城市轨道交通系统暴雨灾害事件因果句中的因果提示词,据此构建因果提示词词典,见表 1。

表 1 因果提示词词典

Table 1 Causal prompt words dictionary

词性	因果提示词
连词	由于、因为、因、何以、为此
动词	引发、导致、造成、已致、致、使得、致使、突发、突遭、遭受、遭遇
动词词组	<受…影响>,<因…影响>,<受…冲击>
动词连词组合或连词组合	<由于,造成>,<由于,导致>,<遭遇,引发>,<遭遇,导致>,<因为,导致>,<因,导致>,<因,致>,<因,引发>,<因,造成>,<因,所致>
名词	原因
动词名词组合	<造成,原因>

1.3 基于因果提示词的因果句识别

通过观察分析城市轨道交通暴雨灾害的因果句发现,灾害因果句中不仅存在大量单层因果关系的简单句还存在包含 2 层因果关系的复杂句。因此,根据因果提示词词典及灾害新闻文本中因果句的句法结构,构建城市轨道交通暴雨灾害因果句识别规

则。为提升因果关系识别的全面性和准确性,将 2 层因果关系设置为最高优先级,其次是单层因果关系。由于大部分单因果提示词是配套因果提示词的组成部分,因此,配套式因果词引导的因果句识别规则优先级高于单因果提示词引导的因果句识别规则。因果句识别规则见表 2。

表 2 因果句识别规则

Table 2 Rules for identifying causal claims

规则	因果提示词	句法模板	优先级
由因到果前端式	由于、因为、因	<Conj> { Cause } , { Effect }	7
由因到果居中式明确	造成、致、导致、引发、由于等	{ Cause } <Conj/Verb> { Effect }	8
由因到果前端配套式	<受…影响>,<因…影响>	<Conj> { Cause } <Verb> , { Effect }	5
由因到果居中配套式	<由于,造成>,<由于,导致><因为,导致>,<因,导致>,<因,致>,<因,引发>等。	<Conj> { Cause } <Conj/Verb> { Effect }	4

续表 2

规则	因果提示词	句法模板	优先级
由果溯因居中配套式	<造成,原因>	<Conj...> { Effect } <Conj...> { Cause }	6
由因到果居中引导 二层因果关系	配套动词连词对加 因果提示动词	<Conj> { Cause1 } <Conj/Verb> , { Effect1/cause2 } , <verb> { effect2 }	1
由因到果居中动词引导 二层因果关系	二元因果提示动词	{ Cause1 } <verb> { effect1/Cause2 } , <verb> { effect2/cause2 }	2
由因到果前端连词引导 二层因果关系	因果提示词连词加因果提示词动词	<Conj> { Cause1 } , { Effect1/cause2 } , <verb> { effect2 }	3

1.4 灾害因果事件对抽取

依据上述因果句识别规则识别灾害因果句后,需要分别抽取原因事件和结果事件。由于匹配识别后部分句子的原因部分和结果部分句法结构不清晰,句子中的成分不完整。因此仅依靠传统基础句法分析(主谓宾结构)表示事件较不全面。ZHAO Sendong 等^[18]提出使用名词和动词词组表示事件,可减少句子成分不完整性带来的影响,形式如 $e = \{\omega_i | \omega_i \in Verbs \cup Nouns\}$,其中, e 表示事件, ω_i 表示事件元素, Verbs 和 Nouns 是句子中动词和名词的集合。因此,使用传统主谓宾结构和动词名词组的方法来表示事件。

2 暴雨灾害链演化模型构建

2.1 暴雨灾害链事理图谱构建

从灾害事件的演化角度考量,构建城市轨道交通系统暴雨灾害事理图谱可明晰各灾害事件间的关联关系,有利于剖析城市轨道交通系统暴雨灾害事件演化路径,总结其灾害演化特征。根据因果事件对抽取步骤进行灾害事件及事件间关系抽取,最终共抽取到 340 条因果关系,将所抽取到的因果事件对导入 Gephi 进行可视化,得到包含 425 个灾害事件,339 条灾害边的城市轨道交通系统暴雨灾害事理图谱如图 1 所示。

由图 1 可知:城市轨道交通系统暴雨灾害事理图谱中大部分灾害传播链较短,仅有少数灾害事件关系复杂且形成较长灾害链条。其原因是由于所提取的因果事件对过于具体,仅聚焦于某一特定的暴雨事件,而忽视类似事件在不同时间和地点的影响,导致未能挖掘出多种灾害事件之间的相互作用,造成灾害链较短的现象。通过观察事理图谱可知:图谱中不仅存在链式结构,还存在中心发散的结构。这类结构中的中心灾害节点通常具有较大的度数,并与其他节点联系紧密,在灾害演化过程中起到枢纽作用,为城市轨道交通系统暴雨灾害事理图谱中

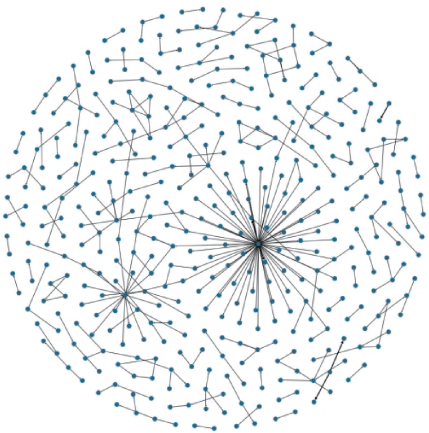


图 1 城市轨道交通系统暴雨灾害事理图谱

Fig.1 Urban rail transit system rainstorm disaster event evolutionary graph

的关键灾害事件。图 1 中部分关键灾害节点分别表示降暴雨、停止工作、雨水倒灌等内容,重点关注这些灾害事件的关联关系和演化特征,有利于把握灾害事件演化方向,以便及时制定防灾减灾策略,有效控制灾情扩散。

2.2 暴雨灾害链抽象事理图谱构建

由于 2.1 节中所抽取的灾害因果事件对过于具体,而忽视了那些跨领域、跨地区的动态因果链条,导致灾害事件因果分析的视角较为狭窄,无法揭示更广泛的灾害模式或趋势。因此,需要聚类 and 泛化城市轨道交通系统暴雨灾害事理图谱中的灾害因果事件对,将其转化为可应用于灾害领域的因果知识,得到诸如暴雨、地铁停运、雨水倒灌这样的抽象灾害因果事件。以此构建城市轨道交通系统暴雨灾害抽象事理图谱,形成灾害因果知识库,使公众和相关部门对暴雨灾害的演化路径有较为全面的认识,确保在暴雨灾害预警、应急响应及灾后恢复等环节中,能够迅速识别关键环节,采取精准有效的措施,最大限度地减少灾害对城市运行和公众安全的影响。

构建城市轨道交通系统暴雨灾害抽象事理图谱

的具体步骤如图 2 所示。首先,依据腾讯 AI Lab 中文预训练词向量,使用 KeyedVectors 函数对事件文本数据进行向量化表示,并将向量化后的数据输出。其次,采用 Embedding Projector 应用程序中的 t-SNE

方法可视化向量数据,并处理和聚类向量数据。该方法用于探索局部近邻值和寻找聚类^[19]。最后,将相似度较高的事件进行归并处理,形成抽象灾害因果事件对。

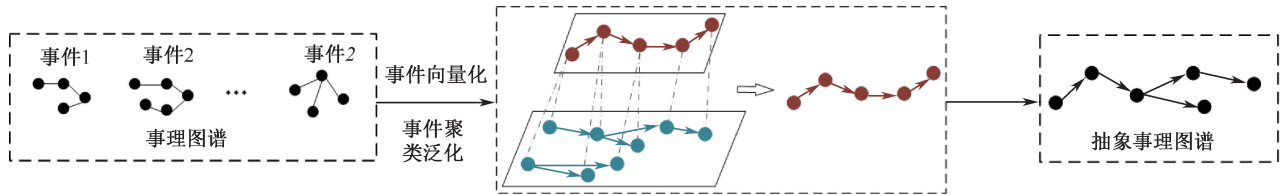


图 2 抽象事理图谱构建步骤

Fig. 2 Construction process of abstract event evolutionary graph

运行 t-SNE 方法可视化灾害事件向量,可视化结果如图 3 所示。每个点表示原始高维空间中的一个事件向量,事件向量之间的余弦距离较为接近的灾害事件在三维图中相互靠近形成了图 3 中的聚簇。每个聚簇代表不同的灾害事件类,而差异较大的事件向量则相隔较远。事件聚类的可视化结果如图 4 所示,每个点表示一个事件向量。选定任意事件后,可找到与其事件向量的余弦距离接近的事件节点。节点颜色与所选事件节点越接近,表明 2 个事件向量的相似性越强,从这些相似性较强的节点标签中提取高频词作为每个灾害事件类的抽象描述。结合城市轨道交通系统暴雨灾害事理图谱及事件聚类泛化结果,构建城市轨道交通系统暴雨灾害抽象事理图谱。

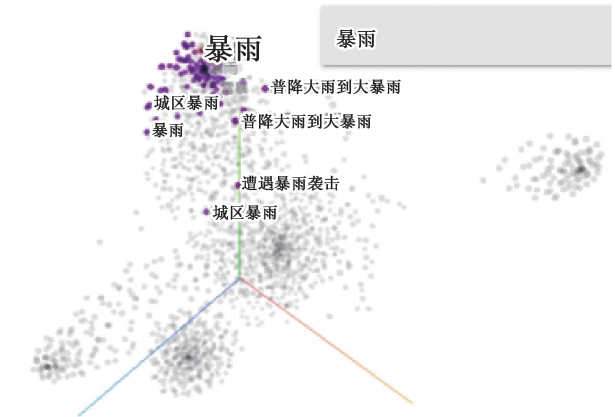


图 4 灾害事件聚类可视化结果

Fig. 4 Disaster event clustering visualization results

现频率越高,说明事件关联性越强^[21]。因此,利用 Jaccard 指数计算事件 i 引发事件 j 的概率大小作为城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中边的权重,计算公式如下:

$$W_{ij} = \frac{C_{ij}}{C_i + C_j - C_{ij}} \quad (1)$$

式中: W_{ij} 为事件类 i 引发事件类 j 的概率; C_{ij} 为事件类 i 引发事件类 j 发生的频次; C_i 、 C_j 分别为事件类 i 、事件类 j 出现的频次。

最终得到的城市轨道交通暴雨灾害链演化网络,如图 5 所示。该演化网络包含 17 个节点,69 条有向边。其中,节点 1—节点 17 分别对应暴雨、道路积水、车站积水、车站水浸、雨水倒灌、异物入侵、地铁迫停、地铁停运、乘客滞留、设备故障、列车延误、车站关闭、经济损失、人员伤亡、客流积压、脱轨、区段改变。原因事件位于有向边的起始端,结果事件位于有向边的终点端,边上的权重表示灾害事件类的共现率,即事件类 i 引发事件类 j 的概率。

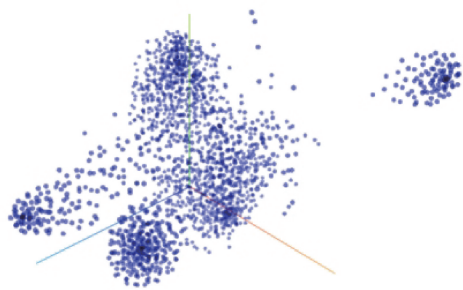


图 3 灾害事件向量可视化结果

Fig. 3 Disaster event vector visualization results

2.3 暴雨灾害链演化模型构建

运用 Gephi 对城市轨道交通系统暴雨灾害抽象事理图谱进行可视化。由于灾害发生时的孕灾环境及承灾体并不相同,事件类间引发关系发生的概率也随之改变。共现分析可用于分析灾害事件间联系的强弱关系,灾害事件间共现率大小可用来衡量其关联关系强弱^[20]。当 2 类灾害事件同时出现在同一文本中,就认为这 2 类灾害事件间具有关联性,出

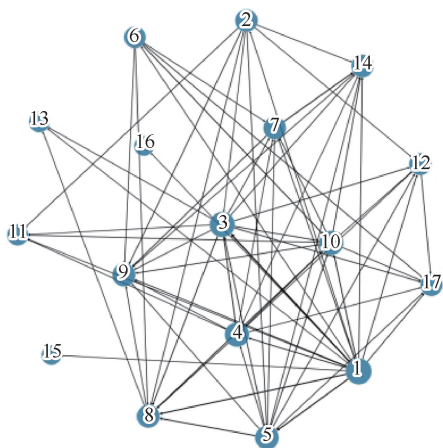


图 5 城市轨道交通暴雨灾害链演化网络
Fig. 5 Rainstorm disaster chain evolution network of urban rail transit

3 基于事理图谱的暴雨灾害链演化辨识

3.1 网络拓扑特征分析

在城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中,节点代表灾害事件类,有向边代表灾害事件间传播关系,通过观察各灾害节点间的连接关系,辨析灾害传递的动态过程。利用 Gephi 软件分析演化网络的节点数、边数、网络密度、平均度、平均路径长度、聚类系数等基本拓扑指标,分析结果见表 3。

表 3 城市轨道交通暴雨灾害链演化网络基本拓扑指标
Table 3 Basic topological index of urban rail transit rainstorm disaster chain evolution network

基本特征	值
节点数/个	17
边数/条	69
密度	0.254
平均度	4.059
平均路径长度	1.159
聚类系数	0.340

城市轨道交通暴雨灾害链演化网络由 17 个节点,69 条有向边组成;网络密度为 0.254,表明该灾害链演化网络连接相对紧密,各灾害节点之间存在频繁且直接的相互作用。该演化网络中的节点平均度为 4.059,表明该网络中的每个节点平均与 4.059 个灾害节点有联系,由于每个节点都拥有多个连接,灾害在该网络中会以相对较快的速度传播。网络平均路径长度为 1.159,即任意灾害事件平均经过 1.159 步即可演化成另一种灾害,表明在这个网络

中各灾害类间的转化或传播效率较高,某一灾害发生后能快速引发一系列次生灾害。网络的聚类系数为 0.340>0.1,即该灾害链演化网络中有 34% 的灾害节点相互联系,表明网络中灾害节点具有一定的集群效应。综上所述,该城市轨道交通暴雨灾害链演化网络表现出较高的连接性和效率,灾害事件间具有一定的集群效应,灾害事件的演化路径较短,以上特性使得相关部门在进行灾害防控时需具备高度的协调性和预见性。

3.2 关键致灾因子及关键致灾过程辨识

3.2.1 关键致灾因子及关键致灾过程辨识指标

1) 关键致灾因子辨识指标。关键致灾因子依据灾害节点重要性综合评价指标进行辨识,节点重要性较高的灾害节点即为该演化网络的关键致灾因子。灾害节点重要性采用节点的加权重、接近中心性、中介中心性 3 个指标进行综合衡量,计算公式如下:

$$S = \frac{D_c(j) + D_{cc}(j) + D_{bc}(j)}{3} \tag{2}$$

式中: $D_c(j)$ 为灾害节点的加权重; $D_{cc}(j)$ 为灾害节点的接近中心性; $D_{bc}(j)$ 为灾害节点的中介中心性。

① 节点加权重。节点加权重包括加权入度值与加权出度值,计算公式如下:

$$S_j^o = \sum_{k=1}^N W_{jk} \tag{3}$$

$$S_j^r = \sum_{i=1}^N W_{ij} \tag{4}$$

$$D_c(j) = S_j^o + S_j^r \tag{5}$$

式中: $D_c(j)$ 、 S_j^o 、 S_j^r 分别为节点 j 的加权重、加权出度和加权入度; W_{jk} 为节点 j 到节点 k 连接边的权重; W_{ij} 为节点 i 到节点 j 连接边的权重,均通过式(1)求得, N 为节点总数。

② 节点接近中心性。节点的接近中心性反映了该节点对其他节点的影响力,计算公式如下:

$$D_{cc}(j) = \frac{N - 1}{\sum_{j \neq k \in U} d_{jk}} \tag{6}$$

式中: d_{jk} 为节点 v_j 和节点 v_k 之间的最短距离; U 为网络节点集。

③ 节点中介中心性。节点的中介中心性用来衡量节点的中介程度,计算公式如下:

$$D_{bc}(j) = \sum_{i \neq j \neq k \in U} \frac{N_{ik}(j)}{N_{ik}} \tag{7}$$

式中: $N_{ik}(j)$ 为节点 i 和节点 k 之间穿过节点 j 的最短路径数目; N_{ik} 为代表节点 i 和节点 k 之间最短路径的总数。

2) 关键致灾路径辨识指标。关键致灾路径使用边的脆弱性这一指标衡量,由边介数、连通度及平均路径长度 3 个指标共同决定。边的脆弱性越高,其在灾害链网络中传递的风险越高。计算公式如下:

$$V_{ij} \in E = \frac{B_{ij}L_{ij}}{H_{ij}} \tag{8}$$

式中: E 为该灾害链中边的集合; B_{ij} 为边 e_{ij} 的介数; L_{ij} 、 H_{ij} 分别为网络除去边 e_{ij} 后的平均路径长度、连通度。

① 边介数。边介数反映了该边在网络中传递信息的重要性。计算公式如下:

$$B_{ij} = \sum_{i,j} \in Vn_{ij}(e) \tag{9}$$

式中: B_{ij} 为边 e 的边介数; $n_{ij}(e)$ 表示相邻节点 i 和 j 之间通过边 e 的最短路径数目。

② 连通度。网络连通度指的是从某一节点出发能够直接或间接到达的其他节点数量与网络中总节点数的比例。计算公式如下:

$$H_{ij} = \frac{N_s}{N} \tag{10}$$

式中 N_s 为从 N_s 节点出发能够连通的节点数。

③ 平均路径长度。移除边后的平均路径长度越小,表明各节点平均到其他点的路径越短。计算公式如下:

$$L_{ij} = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j \in U} d_{ij} \tag{11}$$

式中: L 为平均路径长度; U 为网络节点集; d_{ij} 为网络节点 i 与网络节点 j 间的最短路径长度。

3. 2. 2 关键致灾因子辨识

基于复杂网络理论,依据式(3)一式(7)计算城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中各灾害节点的加权重度 $D_c(j)$ 、接近中心性 $D_{cc}(j)$ 、中介中心性 $D_{bc}(j)$ 。

灾害节点中介中心性如图 6 所示,该灾害链演化网络中各灾害节点均具有较低的中介中心性。此节点特征揭示了在城市轨道交通系统暴雨灾害的演化过程中,次生灾害的发生相对随机,并不依赖于少数几个关键灾害事件。在各灾害节点中,车站积水(灾害节点 3)的中介中心性最高,表明在该演化网络中,车站积水灾害事件与其他灾害事件的联系较

为紧密,对灾害的传播起着关键作用。同时,雨水倒灌(灾害节点 5)、地铁停运(灾害节点 8)和设备故障(灾害节点 10)这几个灾害节点也具有较强的中介作用,在城市轨道交通暴雨灾害的演化过程中占有重要地位。其中部分灾害节点的中介中心性为 0,表明这些灾害事件不参与构成灾害传播的最短路径,因此在灾害演化过程中不发挥中介作用。

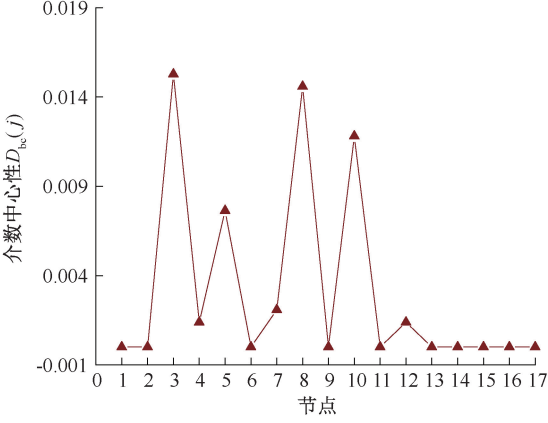


图 6 灾害节点中介中心性

Fig. 6 Intermediary centrality of disaster nodes

灾害节点接近中心性如图 7 所示,在城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中,灾害节点的接近中心性值越大,表明该灾害节点与其他灾害节点的平均距离越小。在各灾害节点中,乘客滞留(灾害节点 9)的接近中心性最高,为 0.625,表明乘客滞留在该灾害链演化网络中与其他灾害事件之间的平均距离最短,其在暴雨灾害链演化中具有重要的影响力,能够快速反应并影响其他灾害事件的发展。大部分灾害事件如因暴雨引发的地铁迫停、地铁停运和车站封闭等,都与乘客滞留事件有密切关联。相比之下,暴雨作为灾害链的初始灾害事件,其接近中心性最低,表明其在暴雨灾害链的传递过程中与其他灾害节点的平均距离较远。

灾害节点加权重度如图 8 所示,在城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中,各灾害节点的加权重度各不相同。图中加权重度最高的灾害节点为暴雨(灾害节点 1),为 1.767,这是由于暴雨灾害在城市轨道交通暴雨灾害链中作为原生灾害事件,会引发后续的一系列次生、衍生灾害,具有较大的出度。同时,车站积水(灾害节点 3)的加权出度和加权入度都较高,其加权出度为 0.644,加权入度为 0.561,因此其加权重度也较高,为 1.205。该节点加权重度数较高的主要原因为气候变化导致暴雨的强度和频率增加,车站的排水能力不足,易发生积水现象,而车站积水极

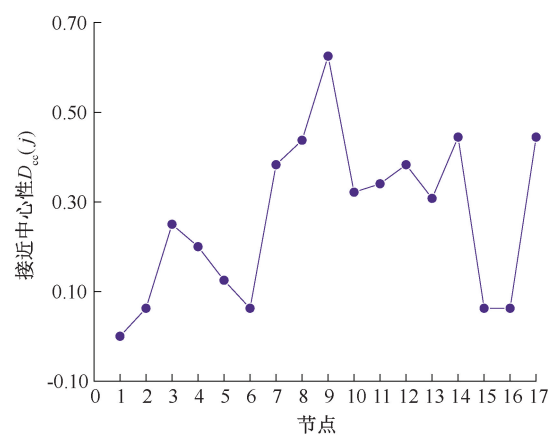


图 7 灾害节点接近中心性

Fig. 7 Approaching centrality of disaster nodes

易引发其他次生灾害。除车站积水(灾害节点 3)外,设备故障(灾害节点 10)的加权重度也较高,达到 1.076,其中加权出度为 0.514,加权入度为 0.561。这表明该灾害节点与其他灾害节点联系较为紧密,极易与其他灾害事件产生联系。

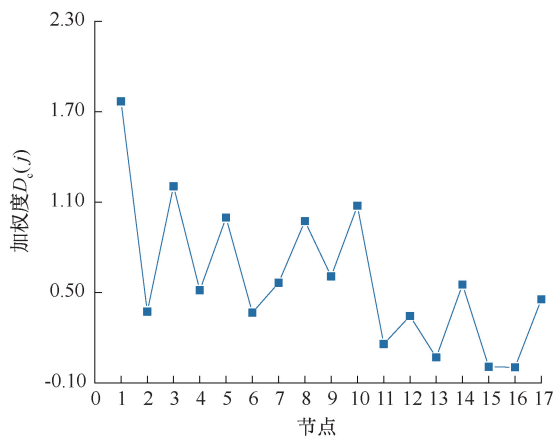


图 8 灾害节点加权重度

Fig. 8 Weighted degree of disaster nodes

依据式(2)计算出灾害链演化网络中各灾害节点重要性 S 。计算结果如图 9 所示,暴雨(灾害节点 1)、车站积水(灾害节点 3)、地铁停运(灾害节点 8)及设备故障(灾害节点 10)的节点重要性综合评价指标计算结果高于其他灾害节点。根据前文加权重度 $D_w(j)$ 、接近中心性 $D_{cc}(j)$ 、中介中心性 $D_{bc}(j)$ 的计算结果可以看出,暴雨(灾害节点 1)的节点重要性最高,为 0.589。具体来看,由于暴雨节点作为灾害起始节点,它加权重度最高,说明该节点的灾害传递关系较多;车站积水(灾害节点 3)的 3 项中心性指标均较高,节点重要性为 0.490,排名第 2,表明在城市轨道交通暴雨灾害链的演化传递中车站积水灾害

起到了重要的中介作用;地铁停运(灾害节点 8)的节点重要性也较高,达到 0.475,由图 6—图 8 可知:地铁停运在灾害链网络传递中具有较高的中介中心性、接近中心性和加权重度,说明在城市轨道交通暴雨灾害链中,地铁停运是频繁发生的关键事件。因此,暴雨、车站积水、地铁停运及设备故障这 4 起灾害事件为该城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中的关键致灾因子,应特别注意灾情防控。

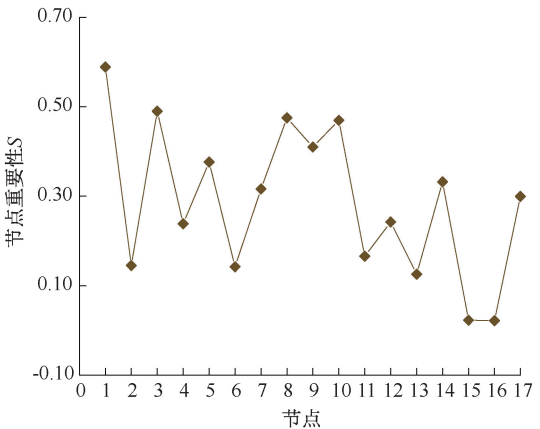


图 9 灾害节点重要性

Fig. 9 Significance of disaster nodes

3.2.3 关键致灾过程辨识

基于复杂网络理论,利用边介数、连通度、平均路径长度 3 个指标评价灾害链网络中各灾害边的脆弱性。利用 Python 依据式(9)—式(11)计算边介数、平均路径长度及连通度,再依据这三者的计算结果利用式(3)计算各灾害链的脆弱性。根据计算结果进行边的重要性排名,排名前 5 的灾害链见表 4。由表 4 可知:城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中各边的边介数不同,其中边介数较高的为道路积水→车站积水、地铁停运→经济损失、道路积水→雨水倒灌、车站积水→经济损失及异物入侵→设备故障。意味着这 5 条边在灾害链演化网络中起到了重要的传递作用。其中,道路积水导致车站积水的灾害链在灾害链网络中的边介数最高。在暴雨期间,由于城市的排水系统无法及时排放雨水,导致路面出现积水。而车站出入口往往与道路相连,积水容易进入车站区域,造成车站积水。该灾害链在城市轨道交通暴雨灾害的演化中起到了重要的传递作用。其次,地铁停运导致经济损失的链条同样具有较高的边介数。城市轨道交通作为城市居民主要的交通方式,其停运会造成大量乘客无法及时到达工作或学习地点,从而直接影响到商业活动和整体经济。当地铁停运的事件无法及时解决时,整个城市的经济

活力会受到制约,形成连锁反应。

表 4 边的重要性排名(部分)

Table 4 Ranking of edge importance(part)					
边脆弱性排名	边	B_{ij}	L_{ij}	H_{ij}	V_{ij}
1	道路积水→车站积水	6	1.170 7	1	7.024 4
2	地铁停运→经济损失	6	1.139 2	1	6.835 4
3	道路积水→雨水倒灌	5	1.160 5	1	5.802 5
4	车站积水→经济损失	4	1.170 7	1	4.682 9
5	异物入侵→设备故障	4	1.139 2	1	4.557 0

城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中移除各边后的平均路径长度也不同。其中,移除边道路积水→车站积水、车站积水→经济损失及道路积水→雨水倒灌后的平均路径长度较大,这是因为若这3条灾害事件演化路径得到控制,将会极大地扼制灾害的影响,对于灾害链的控制十分有利。因此,在暴雨情境下,避免城市道路积水带来的城市轨道交通车站积水及雨水倒灌等情况,对于降低暴雨灾害链系统影响具有重要意义。

通过观察发现,边介数作为传统评价边脆弱性的指标,其降序排列的结果和脆弱度所计算出的降序结果有高度的相似性。这在一定程度上验证了以边的脆弱度方法评估边的重要性的合理性。由表4可知:在城市轨道交通暴雨灾害链演化网络中,边道路积水→车站积水、地铁停运→经济损失及道路积水→雨水倒灌具有较高的脆弱性,表明这几条边在城市轨道交通暴雨灾害的扩展与传播中起到了重要

的传递作用,这些灾害边一旦发生异常,将会直接影响整个演化网络的整体稳定性。对以上高脆弱性的灾害边进行实时监控及适时干预,及时采取断链减灾措施,能有效降低致灾因子的耦合程度,起到较好的减灾效果。

4 结 论

1) 计算分析各灾害节点的加权重、接近中心性、中介中心性及灾害节点重要性,依据灾害节点重要性辨识该演化网络中的关键致灾因子。计算结果表明:暴雨、车站积水、地铁停运及设备故障这4类灾害事件的重要程度较高,极易引发其他灾害事件,也极易受到其他灾害影响,是该灾害链演化网络中的关键致灾因子。

2) 计算分析各灾害边的边介数、连通度、平均路径长度及边的脆弱性,依据灾害边的脆弱性辨识该演化网络中的关键致灾路径。计算结果表明:道路积水→车站积水、地铁停运→经济损失及道路积水→雨水倒灌这3条演化路径具有较高的脆弱性,为该灾害链演化网络中的关键致灾路径。

3) 文中仅考虑了基于静态灾害链演化网络的分析,未涉及到不同应急策略下灾害网络演化的动态过程。后期研究可在推演城市轨道交通灾害链演化网络时考虑多种复杂情景态势,包括多类情景要素并存、情景要素类型转换和人为干预灾害情景演化等,模拟不同应急协作策略下灾害的动态演化过程。

参 考 文 献

[1] 宋英华, 韩保帅, 郭晨. 考虑洪涝灾害风险的县域应急避难场所选址模型[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(4): 191-198.
Song Yinghua, Han Baoshuai, Guo Chen. Location selection model of emergency shelter considering risk of flood disaster in county[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(4): 191-198.

[2] Zhang Limao, Liu Mengjie, Wu Xianguo, et al. Simulation-based route planning for pedestrian evacuation in metro stations: a case study[J]. Automation in Construction, 2016, 71: 430-442.

[3] Markolf S A, Hoehne C, Fraser A, et al. Transportation resilience to climate change and extreme weather events-Beyond risk and robustness[J]. Transport Policy, 2019, 74: 174-186.

[4] Li Hongwei, Wang Yuxi, Xing Yingying, et al. Contributing factors affecting the severity of metro escalator injuries in the Guangzhou metro, China[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2021, 18(2): 1-15.

[5] Jiao Liudan, Luo Qiudie, Lu Hao, et al. Research on the urban rail transit disaster chain: critical nodes, edge vulnerability and breaking strategy[J]. International Journal of Disaster Risk Reduction, 2024, 102: DOI:10.1016/j.ijdr. 2024. 104258.

[6] 焦柳丹, 常星宇, 霍小森, 等. 基于贝叶斯网络的城市轨道交通设备故障灾害链风险概率研究[J]. 铁道标准设计, 2025, 69(6): 68-76.
Jiao Liudan, Chang Xingyu, Huo Xiaosen, et al. Study on risk probability of equipment fault disaster chains in urban rail transit based on bayesian network[J]. Railway Standard Design, 2025, 69(6): 68-76.

[7] Li Zhongyang, Zhao Sendong, Ding Xiao, et al. Eeg: knowledge base for event evolutionary principles and patterns[C].

- Chinese National Conference on Social Media Processing, 2017: 40–52.
- [8] 杨纪星, 杨波, 朱剑林, 等. 金融领域事件因果关系发现及事理图谱构建与应用[J]. 中文信息学报, 2023, 37(7): 131–142.
Yang Jixing, Yang Bo, Zhu Jianlin, et al. Event causality extraction, eventic graph construction and application in financial domain[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2023, 37(7): 131–142.
- [9] 肖亚龙, 冯皓, 朱承璋, 等. 面向复杂网络舆情知识发现的事理图谱方法优化研究[J]. 情报杂志, 2024, 43(10): 134–143.
Xiao Yalong, Feng Hao, Zhu Chengzhang, et al. Optimization of event evolutionary graph method for complex online public opinion knowledge discovery[J]. Journal of Intelligence, 2024, 43(10): 134–143.
- [10] 李诗轩. 基于事理图谱的公共卫生事件次生衍生事件预警模型构建研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2024, 20(3): 12–19.
Li Shixuan. Construction of early-warning model for secondary and derivative events of public health emergencies based on event evolutionary graph[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2024, 20(3): 12–19.
- [11] 冯钧, 王云峰, 邬炜, 等. 城市内涝事理图谱构建方法及应用[J]. 河海大学学报:自然科学版, 2020, 48(6): 479–487.
Feng Jun, Wang Yunfeng, Wu Wei, et al. Construction method and application of event logic graph for urban waterlogging[J]. Journal of Hohai University: Natural Sciences, 2020, 48(6): 479–487.
- [12] 李红儒, 栾婷婷, 邓明月, 等. 面向危险化学品事故的事理图谱构建[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(5): 195–203.
Li Hongru, Luan Tingting, Deng Mingyue, et al. Development of causal graph for hazardous chemical accidents[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(5): 195–203.
- [13] Che Wanxiang, Feng Yunlong, Qin Libo, et al. N-LTP: an open-source neural language technology platform for Chinese[C]. Proceedings of the 2021 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing: System Demonstrations, 2021: 42–49.
- [14] 王毅, 沈喆, 姚毅凡, 等. 领域事件图谱构建方法综述[J]. 数据分析与知识发现, 2020, 4(10): 1–13.
Wang Yi, Shen Zhe, Yao Yifan, et al. Domain-Specific event graph construction methods: a review[J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2020, 4(10): 1–13.
- [15] 赵海宾, 邵彩虹, 李小龙. 事件关系抽取方法综述[J]. 计算机技术与发展, 2024, 34(12): 1–8.
Zhao Haibin, Shao Caihong, Li Xiaolong. A review of event relationship extraction methods[J]. Computer Technology and Development, 2024, 34(12): 1–8.
- [16] 裘江南. 汉语文本中突发事件因果关系抽取方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2012.
Qiu Jiangnan. Research on emergency causality extraction from chinese corpus[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2012.
- [17] 彭湃. 现代汉语因果关系连接成分研究综述[J]. 汉语学习, 2004(2): 44–48.
- [18] Zhao Sendong, Wang Quan, Massung S, et al. Constructing and embedding abstract event causality networks from text snippets[C]. The Tenth ACM International Conference. ACM, 2017: 335–344.
- [19] 于凯, 杨富义. 基于事理图谱的突发事件网络舆情演化模型构建[J]. 上海理工大学学报, 2023, 45(1): 27–35.
Yu Kai, Yang Fuyi. Construction of an evolution model of emergency network public opinion based on event knowledge graph[J]. Journal of University of Shanghai for Science and Technology, 2023, 45(1): 27–35.
- [20] 李晓璐, 于昕明, 雷方舒, 等. 城市轨道交通系统灾害链网络模型构建与评价[J]. 中国安全科学学报, 2018, 28(6): 179–184.
Li Xiaolu, Yu Xinming, Lei Fangshu, et al. Construction of disaster chain network model and evaluation of network index for urban rail transit system[J]. China Safety Science Journal, 2018, 28(6): 179–184.
- [21] 刘高峰, 李佳静, 王慧敏, 等. 城市暴雨洪涝灾害链辨识及系统性风险评估[J]. 中国管理科学, 2025, 33(7): 222–231.
Liu Gaofeng, Li Jiajing, Wang Huimin, et al. Identification of urban rainstorm flood disaster chain and assessment of systematic risk[J]. Chinese Journal of Management Science, 2025, 33(7): 222–231.

作者简介: 汤洪霞 (1988—), 女, 黑龙江大庆人, 博士, 讲师, 主要从事智慧设施管理等方面的研究。E-mail: happy18023202@126.com。

