



中国管理科学
Chinese Journal of Management Science
ISSN 1003-207X, CN 11-2835/G3

《中国管理科学》网络首发论文

题目：多灾害耦合情境下城市关键基础设施失效风险建模研究
作者：索玮岚，徐文杰，孙晓蕾
DOI：10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2025.0995
收稿日期：2025-06-20
网络首发日期：2025-12-02
引用格式：索玮岚，徐文杰，孙晓蕾. 多灾害耦合情境下城市关键基础设施失效风险建模研究[J/OL]. 中国管理科学.
<https://doi.org/10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2025.0995>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.16381/j.cnki.issn1003-207x.2025.0995

多灾害耦合情境下城市关键基础设施失效风险建模研究

索玮岚¹, 徐文杰^{2,3*}, 孙晓蕾⁴

(1.北京化工大学经济管理学院, 北京 100029; 2.中国科学院科技战略咨询研究院, 北京 100190;

3.中国科学院大学公共政策与管理学院, 北京 100049; 4.北京航空航天大学经济管理学院, 北京 100191)

摘要: 随着多灾害交互影响和系统关联性的日益增强, 城市关键基础设施所面临的运行风险愈发显著。现有研究多忽视灾害之间的非线性交互, 对多灾害耦合情境下多关联系统失效过程的建模手段较为有限。为此, 本文提出一种适用于多灾害耦合情境下城市关键基础设施失效风险评估的两阶段研究框架。首先, 基于历史灾害数据和空间信息, 构建多灾害概率模型, 并利用时间超图方法生成具有代表性的多灾害耦合情境; 然后, 构建高阶拓扑动态图神经网络(HoT-DGNN)模型, 刻画关联系统内部的节点交互和高阶网络拓扑特征, 并融合多源信息实现对系统失效模式的有效识别; 最后, 以某沿海城市的电力-燃气关联系统为例进行实证分析, 结果表明所提方法能够精准评估多灾害耦合情境下城市关键基础设施的失效风险概率, 有效识别脆弱环节。本研究丰富了多灾害与多系统复杂交互建模方法体系, 为量化多灾害耦合情境下的系统风险提供了理论依据与实操工具, 对提升基础设施韧性、助力韧性城市建设具有重要参考价值。

关键词: 城市关键基础设施; 失效风险; 多灾害耦合; 图神经网络; 动态建模

1 引言

城市关键基础设施是保障城市正常运行和健康发展的物质基础, 也是推动经济转型、改善民生的重要支撑^[1]。随着全球气候变化加剧, 极端灾害事件的发生频率和强度持续上升, 给城市关键基础设施运行带来了更严峻的风险与挑战^[2]。值得注意的是, 灾害并非孤立存在, 地震、洪水、海啸等灾害可能通过触发、叠加等相互作用形成耦合灾害, 共同干扰城市关键基础设施运行^[3,4]; 另一方面, 城市关键基础设施通常涉及电力、燃气等多个系统, 各系统及其构成要素在功能上相互依赖、在空间上毗邻交织, 局部风险往往会通过系统间的关联蔓延传导, 影响其他系统的正常运行^[5,6]。在多灾害耦合和多系统关联的背景下, 城市关键基础设施运行风险的演化过程呈现出高度的动态性与复杂性^[7]。因此, 深入剖析多灾害耦合机理, 揭示城市关键基础设施运行风险的演化规律, 对于有效防范与化解潜在风险、保障基础设施安全运行具有重要意义。

近年来, 学者们围绕多灾害耦合和多系统关联问题开展了针对性研究。根据研究视角的差异, 可将现有研究划分为以下三类: 1) 聚焦单一灾害情境下的多关联系统运行风险演化研究。该类研究中, 部分学者主要关注灾害事件在多关联系统中的传播路径和影响范围^[8,9]; 另一些学者则通过构建定量模型, 探讨多关联系统在灾害冲击下的适应与恢复能力, 常用方法包括投入产出模型^[10]、贝叶斯信念网络^[11]以及基于复杂网络的分析方法^[12]等。然而, 这类研究的建模前提通常假设灾害为独立事件, 其分析方法难以捕捉多灾害之间可能存在的非线性动态交互过程。当面对多种灾害耦合引发的复杂风险情境时, 此类方法的适用性将受到限制。2) 聚焦多灾害耦合情境下的单一系统运行风险演化研究。此类研究侧重于分析多灾害耦合对某一个基础设施系统的具体影响机理。例如, Salman 和 Li^[13]量化了电力系统在地震和飓风相互作用下的风险演变过程。Decò 和 Frangopol^[14]分别评估了不同灾害下公路桥梁的失效概率, 集成得到多灾害情境下公路桥梁总失效风险。尽管这类研究在量化多灾害对单一系统的影响方面取得了进展, 但其分析范围局限于单一

收稿日期: 2025-06-20

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(72474210; 72074207); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(buctrc202504)

通讯作者简介: 徐文杰(2000-), 男(汉族), 江苏盐城人, 博士研究生, 研究方向: 决策分析与风险建模, E-mail: xuwenjie23@mails.ucas.ac.cn

系统内部, 未能充分考虑系统关联, 故而无法揭示灾害耦合作用下, 风险如何通过跨系统依赖关系进行传导、叠加和放大, 进而导致更广泛的系统性失效。3) 聚焦多灾害耦合情境下的多关联系统风险研究。此类研究试图同时整合多灾害耦合与多系统关联的复杂性, 目前尚处于初步发展阶段。Troglić 等^[15]提出了一个定性分析框架, 通过整合文献、媒体、数据库等多源信息, 识别城市关键基础设施运行可能面临的主要自然灾害及其耦合关系。Forzieri 等^[16]则基于数据驱动方法, 评估了干旱、风暴等多种灾害下交通-能源系统的整体风险水平。尽管这些研究为理解复杂系统风险提供了新视角, 但其建模方法仍存在明显不足。一方面, 对多灾害耦合的刻画多为静态或线性简化处理, 缺乏对灾害间动态交互过程的显式建模; 另一方面, 对多关联系统的结构建模仍较为抽象, 且多采用稳态假设或离散建模分析, 难以模拟系统在多灾害冲击下的演化过程。

针对上述问题, 本文提出了一种考虑多灾害耦合与多关联系统内部交互的城市关键基础设施失效风险评估两阶段研究框架。第一阶段为灾害动态情境生成阶段, 基于历史灾害数据与空间信息, 建立多灾害概率模型, 并利用时间超图生成具有代表性的多灾害情境; 第二阶段为关联系统失效建模阶段, 构建高阶拓扑动态图神经网络(HoT-DGNN), 融合多灾害耦合和多关联系统内部交互特征, 对城市关键基础设施的状态演化过程进行动态建模, 评估系统失效概率。本文主要创新之处在于: 1) 引入基于时间超图的多灾害耦合建模, 给出灾害间交互作用机理的显式刻画, 构建多灾害耦合情境; 2) 构建 HoT-DGNN 模型, 刻画关联系统内部的节点交互和高阶网络拓扑特征, 并融合节点特征、高阶拓扑特征和多灾害耦合的多源信息, 实现对系统失效模式的有效识别; 3) 依托某沿海城市电力-燃气关联系统, 开展长时序蒙特卡洛模拟与实证验证, 有效捕获了多灾害耦合情境下城市关键基础设施关联系统的失效特征与脆弱环节。本研究为理解和量化多灾害耦合情境下的城市关键基础设施运行失效风险提供了理论支持与可操作工具, 丰富了多灾害与多系统复杂交互建模的方法体系, 对于提升关键基础设施韧性、助力韧性城市建设具有重要的现实意义与应用价值。

2 研究框架

为系统解析多灾害耦合情境下多关联系统的运行风险演化机理, 本文构建了一个两阶段研究框架。第一阶段侧重于区域主要灾害类型的识别与耦合机理建模, 并基于概率模型生成具备时空动态特征的多灾害情境; 第二阶段则构建基于高阶拓扑动态图神经网络(HoT-DGNN)的失效识别模型, 对多灾害冲击下系统中节点的状态演化与失效传播进行建模。

2.1 多灾害耦合情境生成与建模

多灾害耦合分析应考虑两类作用层次: 直接相互作用和间接相互作用^[17]。直接相互作用源自灾害之间的内在联系, 这种关系不依赖于物理组件的存在, 影响更为显著、表现更为强烈; 而间接相互作用则通过场地效应、设施功能或系统间的耦合等介质影响, 影响相对有限、表现相对弱化。鉴于研究可操作性与计算复杂度, 所构建框架聚焦建模直接相互作用, 间接相互作用将在未来研究中探索。基于此, 本阶段的研究围绕以下三个核心环节展开: 1) 识别研究区域内的主要灾害类型, 分析灾害之间的相互作用关系; 2) 构建各类灾害的概率发生模型及节点暴露度评估方法, 刻画其在时间和空间维度上的作用强度; 3) 结合灾害交互机理与节点受损特征, 生成统一时空框架下的多灾种情境, 为后续失效建模提供支持。

2.1.1 区域灾害识别和相互作用分析

有效捕捉目标区域内各类灾害的风险特征, 是开展多灾种耦合建模的前提。首要任务是明确研究区域内的主要灾害类型及其关键属性, 涵盖时空分布规律、典型强度区间及影响范围等方面。本文选取某沿海城市作为实证研究区域, 依托紧急灾难数据库(EM-DAT)的历史数据, 识别出三类灾害在该地区具有较高发生频率和广泛影响力, 即地震、飓风和洪水。虽然地震在该地区发生频率较低, 但近年来因页岩气开采等人类活动诱发的小震频发, 已对燃气系统地下管道构成潜在威胁; 而飓风和洪水则是典型的季节性灾害, 与该地区的地理位置和气候条件密切相关, 会对基础设施带来持续且高强度的冲击。

在明确灾害类型后, 需要进一步对灾害之间的耦合机理进行系统性表征。根据现有研究的主流观点^[18-20], 可将灾害相互作用划分为五类: 1) 独立相互作用, 指两个或多个独立灾害在时间和空间上的重叠, 但彼此之间无因果关系。例如, 地震和飓风可能在同一地区接近时间发生, 但不会互相触发。2) 触发相互作

用,指一种灾害直接引发另一种灾害的发生。例如,地震引发海啸,暴雨引发泥石流。3) 改变相互作用,指一种灾害的发生显著改变另一种灾害的强度或发生概率。例如,飓风通过强风和低气压影响海面,诱发风暴潮,从而加剧沿海地区的洪涝灾害。4) 复合相互作用,指两种或多种不同类型的灾害由同一宏观尺度的自然过程所引发,并在同一时空背景下并发发生。典型案例如热带气旋引发风暴潮与河流洪水,造成复合型水灾。5) 互斥相互作用,指两类灾害之间存在负依赖关系,通常不会在同一时空背景下同时发生,如持续干旱与暴雨洪水。本文所选三类灾害中,地震与洪水之间可能存在改变相互作用,飓风与洪水之间则表现为典型的复合相互作用,地震在特定条件下亦可能触发洪水。因此,除“互斥相互作用”外,其余类型在本研究中均具有现实含义和建模价值。

2.1.2 多灾害概率建模与事件生成

在明确研究区域的灾害类型及其相互作用机理后,构建能够反映各类灾害在时间和空间维度上演化规律的概率模型,是实现多灾害模拟的关键步骤。灾害发生模型不仅用于描述单一灾害的发生频率和强度分布,还为刻画灾害联动路径、生成多灾害耦合情境,进而开展系统性风险评估提供基础数据支持。为了刻画关键基础设施在多灾害耦合情境下的差异化风险暴露特征,本文首先构建了基于节点地理位置的灾害暴露度模型,并通过空间距离和物理影响因素,建立节点对特定灾害的潜在受损程度的量化表达。三类灾害的暴露度计算方法如下。

(1) 地震暴露度

采用峰值地面加速度作为量化指标,并综合考虑节点所在位置的地震危险性特征进行修正,表达式为:

$$E_{EQ_i} = \alpha_{EQ} \cdot \ln \mathcal{N}(\mu_{EQ}, \sigma_{EQ}) \cdot GF_i, \quad (1)$$

其中, E_{EQ_i} 表示节点 i 的地震暴露度, $\ln \mathcal{N}(\mu_{EQ}, \sigma_{EQ})$ 为对数正态分布随机项, 参数 μ_{EQ} 和 σ_{EQ} 由区域灾害统计数据估计; α_{EQ} 为缩放因子, GF_i 为基于地理位置的修正因子, 为节点 i 所在位置对应的地震危险性值。

(2) 洪水暴露度

采用水深作为量化指标, 考虑到低洼沿海地区的洪水风险特征, 结合地势低洼程度与经度分布进行修正, 表达式为:

$$E_{FL_i} = \beta_{FL} \cdot \ln \mathcal{N}(\mu_{FL}, \sigma_{FL}) \cdot LF_i, \quad (2)$$

其中, E_{FL_i} 表示节点 i 的洪水暴露度, $\ln \mathcal{N}(\mu_{FL}, \sigma_{FL})$ 为对数正态分布随机项, 参数 μ_{FL} 和 σ_{FL} 由区域灾害统计数据估计; β_{FL} 为缩放因子, LF_i 为地理位置修正因子, 基于节点 i 的经度归一化处理, 用以近似表示其洪水易感程度。

(3) 飓风暴露度

采用极端风速作为量化指标, 考虑到沿海距离对飓风风险的影响, 将其表达为:

$$E_{HU_i} = \gamma_{HU} \cdot \text{Weibull}(k, \lambda) \cdot CF_i, \quad (3)$$

其中, E_{HU_i} 表示节点 i 的飓风暴露度, $\text{Weibull}(k, \lambda)$ 为韦布尔分布随机项, 参数 k 和 λ 由区域灾害统计数据估计, γ_{HU} 为缩放因子; CF_i 为节点 i 到墨西哥湾海岸线参考点的距离修正函数, 反映海洋气候影响的空间衰减效应。

在完成暴露度建模的基础上, 进一步构建灾害的发生频率模型与强度分布模型。现有研究^[21-23]指出, 地震、洪水与飓风的发生过程可分别使用泊松过程或其扩展模型(如非齐次泊松过程、韦布尔过程)加以描述。在本文中, 统一采用泊松过程模拟灾害的年发生频率, 并联合不同分布形式刻画灾害强度的统计特性。具体而言, 设 T 为总时间步, $t \in \{1, 2, \dots, T\}$, 灾害的年均发生率为 λ 。在模拟时间步内, 每类灾害事件的发生数 N 服从参数为 $\lambda \cdot T$ 的泊松分布, 即

$$N \sim \text{Poisson}(\lambda \cdot T), \quad (4)$$

其中, 地震的年均发生率 $\lambda_{EQ} = 0.01$, 强度采用对数正态分布建模, 符合区域震级分布特征; 洪水的年均发生率 $\lambda_{HL} = 0.05$, 强度同样采用对数正态分布; 飓风的年均发生率 $\lambda_{HU} = 0.01$, 强度分布采用韦布尔分布建模, 能够更好反映极端风速的右偏分布特性。

2.1.3 多灾害耦合和时间超图构建

超图是一种广义的图结构, 允许边(称为超边)连接多个节点, 适用于建模多节点间的协同效应^[24]。为了有效表征多灾害耦合及其对基础设施的动态影响, 本文构建了一个有向超图 $\mathcal{G} = (V, E, T)$, 其中, V 表示节点集合, E 为超边集合, T 为时间步集合。将每一条超边 $e \in E$ 定义为一组节点 $\{v_1, v_2, \dots, v_k\} \subseteq V$, 用于表示某一灾害或灾害耦合对多个节点的集体影响。在有向超边中, 可以进一步将顶点集合 $V(e)$ 划分为源节

点集 V_{source} 和目标节点集 V_{target} ，其中，源节点集 V_{source} 表示该超边中的主要灾害，即起始节点；目标节点集 V_{target} 表示与主要灾害相关联的次生灾害，即终止节点。本文将主要灾害定义为可独立发生、无需其他灾害触发的灾害；而将次生灾害定义为可能被主要灾害触发或其发生概率受其影响的灾害。每条超边基于时间步 t 、灾害事件类型、节点暴露度以及灾害间的耦合类型（独立、触发、改变、复合）生成，具体规则如下。

(1) 基于滑动窗口机制生成独立相互作用超边。令滑动窗口的宽度为 w ，步长为 s 。每隔 s 个时间步，检查窗口 $[t, t+w)$ 内发生的灾害事件。若在该窗口内至少包含两种不同类型灾害，则认为存在独立相互作用。此时，选取各灾害暴露度排名前10%的节点作为受影响节点，并以此构成独立相互作用超边。

(2) 依赖于主要灾害的强度生成触发相互作用超边。若在时间步 t ，主要灾害 d_{pri} 发生且其强度 $S_{\text{pri},t}$ 超出预设阈值 S^* ，则可能触发次生灾害 $d_{\text{sec},t}$ ，其发生概率为：

$$P(d_{\text{sec},t}) = P(d_{\text{sec},t} | S_{\text{pri},t} \geq S^*) \cdot [1 - \exp(-\lambda_{\text{pri}} \cdot t)], \quad (5)$$

其中， $P(d_{\text{sec},t} | S_{\text{pri},t} \geq S^*)$ 表示在主要灾害强度达到阈值 S^* 后的条件概率； $[1 - \exp(-\lambda_{\text{pri}} \cdot \Delta t)]$ 为基于泊松过程模型， λ_{pri} 为主要灾害的年均发生率。主要灾害越强且实际发生，触发次生灾害的可能性越大。当触发相互作用发生时，选择主要灾害暴露度排名前10%的节点作为受影响节点，并据此生成触发相互作用超边。

(3) 依赖于主要灾害的强度生成改变相互作用超边。若在时间步 t ，主要灾害 d_{pri} 发生且其强度 $S_{\text{pri},t}$ 超出预设阈值 S^* ，则次生灾害 $d_{\text{sec},t}$ 的瞬时发生率 $\lambda_{\text{sec},t}$ 将随主要灾害强度变化而调整，计算公式如下：

$$\lambda_{\text{sec},t} = \lambda_{\text{sec},0} \cdot (1 + k \cdot S_{\text{pri},t}), \quad (6)$$

其中， $\lambda_{\text{sec},0}$ 为次生灾害的基础年均发生率， k 为经验系数， $S_{\text{pri},t}$ 为主要灾害在时间步 t 的灾害强度。随后，选择次生灾害暴露度排名前10%的节点作为受影响节点，并计算改变相互作用的发生概率，即

$$P(d_{\text{sec},t}) = \min(1, E_{\text{sec}} \cdot \lambda_{\text{sec},t}), \quad (7)$$

$$E_{\text{sec}} = \frac{1}{N} \sum_{i \in N} \frac{e_i}{e_{\text{max}}}, \quad (8)$$

其中， e_i 为节点 i 的次生灾害暴露度， e_{max} 为所有节点最大暴露度， N 为受影响节点数。平均暴露度 E_{sec} 用于调整发生概率，反映高暴露节点更易参与改变相互作用。

(4) 基于滑动窗口机制生成复合相互作用超边。每隔 s 个时间步，检查窗口 $[t, t+w)$ 内发生的灾害事件。若在该窗口内至少发生两种不同类型的主要灾害，且其强度超出预设阈值 S^* ，则可能发生复合相互作用，将其发生概率 $P_{\text{com},t}$ 定义为：

$$P_{\text{com},t} = P(d_{\text{pri},t}^1) \cdot P(d_{\text{pri},t}^2 | d_{\text{pri},t}^1), \quad (9)$$

$$E_1 = \frac{1}{N_1} \sum_{i \in N_1} \frac{e_i^1}{e_{\text{max}}^1}, \quad (10)$$

$$E_2 = \frac{1}{N_2} \sum_{j \in N_2} \frac{e_j^2}{e_{\text{max}}^2}, \quad (11)$$

其中， $P(d_{\text{pri},t}^1) = \min(1, E_1 \cdot \lambda_1)$ ， $P(d_{\text{pri},t}^2 | d_{\text{pri},t}^1) = \min(1, E_2 \cdot \lambda_2)$ ， λ_1 和 λ_2 分别为灾害 $d_{\text{pri},t}^1$ 和 $d_{\text{pri},t}^2$ 的基础发生率。选择各类灾害下暴露度排名前10%的节点作为受影响节点，并据此生成复合相互作用超边。 e_i^1 和 e_j^2 分别为主要灾害 $d_{\text{pri},t}^1$ 和灾害 $d_{\text{pri},t}^2$ 在受影响节点 i 和 j 上的暴露度， e_{max}^1 和 e_{max}^2 为各自的最大暴露度， N_1 和 N_2 为对应灾害的受影响节点数。

2.2 基于高阶拓扑动态图神经网络的系统失效建模

多灾害耦合与城市关键基础设施多关联系统之间的关系具有高度的非线性、动态性与复杂交互特征。为此，提出一种高阶拓扑动态图神经网络（HoT-DGNN），旨在整合多灾害耦合特征与基础设施系统的拓扑结构特征，实现多源信息的融合学习，并对系统节点的失效风险进行动态建模。该模型（流程图见图1）主要包括以下四个模块：节点时空编码模块、高阶拓扑特征提取模块、多系统依赖融合模块以及失效概率解码模块。

2.2.1 节点时空编码模块

节点时空编码模块用于捕捉系统节点的时序变化及其与邻居节点之间的动态关系。该模块融合了图卷积网络（GCN）和门控循环单元（GRU）的优势，适用于时序数据建模。具体而言，在每个时间步 $t \in \{1, 2, \dots, T\}$ ，通过 K 层图卷积操作提取节点的空间特征表示，即

$$\mathbf{S}_t^{(k)} = \text{ReLU}(\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{H}_t^{(k)}\mathbf{W}^{(k)}), \quad (12)$$

其中, $\tilde{\mathbf{A}}$ 为添加自环后的归一化邻接矩阵, $\mathbf{H}_t^{(k)}$ 为第 t 个时间步在第 k 层的输入特征, $\mathbf{W}^{(k)} \in \mathbb{R}^{d_{k-1} \times d_k}$ 为可学习权重矩阵, 特征维度为 d_k , $k \in \{1, 2, \dots, K\}$ 。将所有时间步的空间特征 $\{\mathbf{S}_t^{(K)}\}_{t=1}^T$ 输入 GRU 单元, 以建模节点状态的演化模式, 即

$$\mathbf{H}_{\text{node}} = \text{GRU}(\mathbf{H}_1^{(K)}, \mathbf{H}_2^{(K)}, \dots, \mathbf{H}_T^{(K)}), \quad (13)$$

其中, \mathbf{H}_{node} 表示最终时间步的节点特征向量。

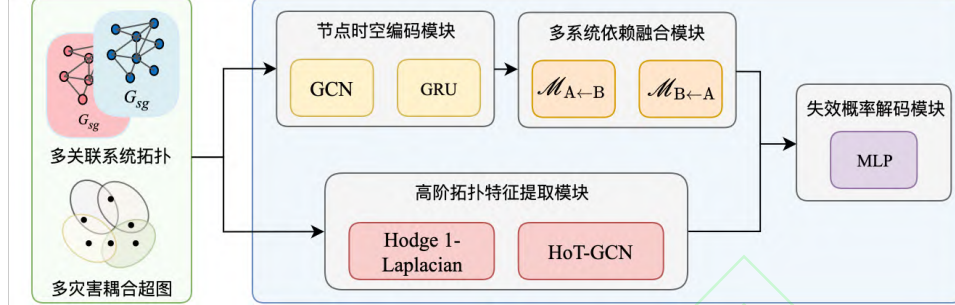


图 1 HoT-DGNN 模型的流程图

2.2.2 多系统依赖融合模块

多系统依赖融合模块旨在构建一种信息融合机制, 使每个系统中的节点能够感知并整合来自另一个系统中相关节点的影响。设 \mathbf{C}_{AB} 为跨系统依赖矩阵, 其中, 元素 c_{ij} 表示系统 A 中节点 i 对系统 B 中节点 j 的依赖强度。在信息传递前, 源系统的节点特征需先通过特定传递方向的可学习参数矩阵进行线性变换, 以适应目标系统的特征空间。定义两个可学习变换矩阵 \mathbf{W}_{AB} 和 \mathbf{W}_{BA} , 则信息传播过程如下:

$$\mathcal{M}_{A \leftarrow B} = \mathbf{C}_{AB}(\mathbf{H}_B \mathbf{W}_{AB}), \quad (14)$$

$$\mathcal{M}_{B \leftarrow A} = \mathbf{C}_{AB}^T(\mathbf{H}_A \mathbf{W}_{BA}), \quad (15)$$

其中, \mathbf{H}_A 和 \mathbf{H}_B 分别表示系统 A 和 B 的节点特征矩阵。随后, 通过残差连接和 ReLU 激活函数更新节点特征, 即

$$\mathbf{H}_{A'} = \text{ReLU}(\mathbf{H}_A + \mathcal{M}_{A \leftarrow B}), \quad (16)$$

$$\mathbf{H}_{B'} = \text{ReLU}(\mathbf{H}_B + \mathcal{M}_{B \leftarrow A}), \quad (17)$$

2.2.3 高阶拓扑特征提取模块

城市关键基础设施系统中的相互作用不仅限于成对节点间的二元连接^[25]。例如, 在电力系统中, 三个变电站通过三条输电线路形成一个闭合的三角形环路, 即三个节点共同构成一个“环状”或“面状”结构。为了捕捉关联系统中的复杂交互, 本文引入了基于单纯形的高阶拓扑建模方法。单纯形是拓扑学中的基本几何单元, 用于建模复杂系统中的高阶相互作用关系。以电力系统为例, 0 维单纯形可表示单个节点 (如变电站), 1 维单纯形表示边 (如输电线路), 而 2 维单纯形则表示由三个节点构成的闭合三角形结构, 它能体现更复杂的协同或环流交互模式, 这在电网环网、气网环状管路中普遍存在。

为形式化地描述这些高阶结构及其相互关系, 需构建边界矩阵。一阶边界矩阵 \mathbf{B}_1 用于刻画节点与边之间的连接关系, 其元素定义如下:

$$b_{1,ij} = \begin{cases} +1, & \text{若节点 } i \text{ 是边 } e_j \text{ 的起点,} \\ -1, & \text{若节点 } i \text{ 是边 } e_j \text{ 的终点,} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (18)$$

类似地, 二阶边界矩阵 \mathbf{B}_2 用于刻画边与三角形之间的包含关系, 其元素定义为:

$$b_{2,jk} = \begin{cases} +1, & \text{若边 } e_j \text{ 的方向与三角形 } t_k \text{ 的定向一致,} \\ -1, & \text{若方向相反,} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (19)$$

Hodge 1-Laplacian 矩阵 \mathbf{L}_1 是一种广义的图拉普拉斯算子^[26], 能够描述边特征之间的复杂交互关系, 而不仅仅是节点之间的简单邻接关系, 其定义为:

$$\mathbf{L}_1 = \mathbf{B}_1^T \mathbf{B}_1 + \mathbf{B}_2 \mathbf{B}_2^T. \quad (20)$$

进而, 构建 P 层的高阶拓扑图卷积模块 (HoT-GCN) 对高阶拓扑特征进行迭代更新, 即

$$\mathbf{z}_H^{(\ell+1)} = \max \left(\Psi \left(\tilde{\mathbf{L}}_1 \cdot \mathbf{z}_H^{(\ell)} \Theta_H^{(\ell)} \right) \right), \quad (21)$$

其中, $\mathbf{z}_H^{(\ell)}$ 输入到第 ℓ 个隐藏层的激活矩阵, $\mathbf{z}_H^{(0)}$ 为边特征矩阵, $\Theta_H^\ell \in \mathbb{R}^{d_\ell \times d_{\ell+1}}$ 是第 ℓ 层的可学习权重矩阵, $\tilde{\mathbf{L}}_1$ 为归一化的 Hodge 1-Laplacian 矩阵, $\max(\cdot)$ 表示按元素取最大值, $\Psi(\cdot)$ 为非线性变换函数。最终, 将各层输出沿特征维度拼接, 形成综合边特征表示, 即

$$\mathbf{z}_H = \oplus (\mathbf{z}_H^{(1)}, \dots, \mathbf{z}_H^{(P)}), \quad (22)$$

其中, \oplus 表示边特征拼接操作。

2.2.4 失效概率解码模块

失效概率解码模块用于建模多灾害耦合情境下的节点失效风险。本模块将灾害影响抽象为超边结构, 并定义时间步 t 内第 l 个灾害事件为三元组, 即

$$\mathcal{H}_t = (\mathcal{V}_l, \tau_l, s_l), \quad (23)$$

其中, \mathcal{V}_l 表示受影响的节点集合, τ_l 为灾害相互作用类型, s_l 为灾害强度, $l \in \{1, 2, \dots, L\}$ 。对于每个灾害超边, 采用平均池化聚合其覆盖节点的信息, 并通过加权残差连接更新节点状态, 即

$$\mathbf{H}_{\text{node}}[\mathcal{V}_l] \leftarrow \mathbf{H}_{\text{node}}[\mathcal{V}_l] + \mathbf{w}_{\tau_l} s_l \cdot \frac{1}{|\mathcal{V}_l|} \sum_{j \in \mathcal{V}_l} \mathbf{H}_{\text{node}}[j], \quad (24)$$

其中, \mathbf{w}_{τ_l} 为通过反向传播学习的类型权重参数。

然后, 将边特征 \mathbf{z}_H 通过边界矩阵 \mathbf{B}_1 映射至节点空间, 得到映射后的节点边特征 \mathbf{H}_{edge} , 即

$$\mathbf{H}_{\text{edge}} = \mathbf{B}_1 \mathbf{z}_H. \quad (25)$$

进一步地, 将节点特征 \mathbf{H}_{node} 与边特征 \mathbf{H}_{edge} 拼接, 获得联合特征表示, 即

$$\mathbf{H} = [\mathbf{H}_{\text{node}} || \mathbf{H}_{\text{edge}}]. \quad (26)$$

将该特征输入多层感知机 (MLP), 并通过 Sigmoid 函数映射至区间 $[0, 1]$, 以估计节点失效概率。

为模拟多灾害耦合情境下的不确定性, 基于上文模型采用蒙特卡洛方法进行了 K 次独立蒙特卡洛模拟, 生成多样化的灾害场景。考虑到实际基础设施系统中节点状态难以直接观测, 在动态失效模拟阶段, 节点状态被划分为两类: 正常(0)与完全失效(1)。随后, 引入节点失效后的恢复机制: 若某节点连续处于失效状态达个 $\tau = 3$ 时间步, 则有 p_r 的概率恢复为正常状态, 体现维修资源有限且不确定的实际约束。节点的失效概率 $P_{i,t}$ 基于灾害超边与暴露度计算, 具体如下:

$$P_{i,t} = \sigma \left(\sum_{e \in E_t, i \in N} \mathbf{w}_e \cdot \frac{E_{i,d_e}}{\max(E_{\cdot,d_e})} \cdot S_{d_e} - 0.5 \right), \quad (27)$$

其中, $\sigma(\cdot)$ 为 Sigmoid 函数, \mathbf{w}_e 为灾害相互作用权重, E_{i,d_e} 表示节点 i 对灾害 d_e 的暴露度, S_{d_e} 为归一化后的灾害强度。若 $P_{i,t} > 0.5$, 则判定该节点处于失效状态。考虑到失效事件的稀疏性, 模型采用加权二元交叉熵 (BCE) 作为损失函数, 即

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [\alpha y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i)], \quad (28)$$

其中, y_i 为真实值, \hat{y}_i 为预测值, 平衡因子 $\alpha = \frac{\sum_i (1 - y_i)}{\sum_i y_i}$ 用于缓解类别不平衡问题。。

2.3 模型性能评价指标

为全面评估所提出模型的性能, 采用准确率 (Accuracy, A)、精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 和 F1 值 ($F1$) 四个常用分类评价指标, 其定义分别如下:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + TN + TP + FN}, \quad (29)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (30)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (31)$$

$$F1 = \frac{2PR}{P + R}, \quad (32)$$

其中, TP 表示被正确识别为失效的失效节点数量, TN 表示被正确识别为正常的正常节点数量, FP 表示被

错误识别为失效的正常节点数量，FN 表示被错误识别为正常的失效节点数量。

3 实证研究

3.1 数据来源和预处理

为验证所提出模型的有效性，本文选取了一个包含大规模城市关键基础设施多关联系统的仿真案例，模拟区域为某沿海城市的电力-燃气关联系统。具体地，电力系统由 6717 个母线节点与 9140 条输电线路组成，燃气系统则包含 2451 个节点与 2527 条管道。节点特征主要包括有功负荷、容量、压力与流量等属性，边特征包括电阻、容量、线路长度与最大输送能力等。系统的基本拓扑信息如表 1 所示。为捕捉系统在长期演化下的动态行为，将研究时间尺度设定为 50 年，以月为时间步长。该时间粒度不仅能够充分反映季节性负荷变化，也为多灾害耦合事件的发生与系统响应提供了合理的观察窗口。

表 1 电力-燃气关联系统的基本信息

指标	电力系统	燃气系统	电力-燃气关联系统
总节点数	6717	2451	9168
总边数	9140	2527	11782
网络密度	0.0002	0.0008	0.0003
最大度	20	16	21
平均度	2.72	2.06	2.57
平均聚类系数	0.0221	0.0010	0.0168

在动态建模过程中，重点关注三类关键节点状态变量：电力系统的有功负荷 $P_{i,t}$ 、燃气系统的流量 $Q_{i,t}$ 和节点压力 $Pr_{i,t}$ ，其时间演化过程参考了实际能源系统的负载变化规律，并通过引入具有季节性波动与随机扰动的正弦函数模型，构建了反映典型负荷特性的动态特征序列。具体表达式如下：

$$P_{i,t} = P_{i,\text{base}} \cdot \left[1 + \alpha_P \sin \left(2\pi \frac{m(t)-6}{12} \right) + \beta_P \cdot \epsilon_{i,t} \right], \quad (33)$$

$$Q_{i,t} = Q_{i,\text{base}} \cdot \left[1 - \alpha_Q \sin \left(2\pi \frac{m(t)-6}{12} \right) + \beta_Q \cdot \epsilon_{i,t} \right], \quad (34)$$

$$Pr_{i,t} = Pr_{i,\text{base}} \cdot \left[1 - \alpha_{Pr} \sin \left(2\pi \frac{m(t)-6}{12} \right) + \beta_{Pr} \cdot \epsilon_{i,t} \right], \quad (35)$$

其中， $P_{i,\text{base}}$ 、 $Q_{i,\text{base}}$ 、 $Pr_{i,\text{base}}$ 分别为节点 i 的基准有功负荷、燃气流量与节点压力； $\alpha_P = 0.3$ 、 $\alpha_Q = 0.4$ 、 $\alpha_{Pr} = 0.2$ 为季节性波动强度参数； $\beta_P = 0.1$ 、 $\beta_Q = 0.15$ 、 $\beta_{Pr} = 0.08$ 为随机波动强度参数， $m(t)$ 为时间步 t 对应的月份。季节性波动部分通过相位偏移的正弦函数实现：电力负荷在夏季达到峰值，而燃气流量与压力则在冬季达到峰值，更贴近现实能源系统的运行规律。同时，所有特征值均施加非负约束，以保证物理意义的合理性。此外，随机扰动 $\epsilon_{i,t} \sim \mathcal{N}(0,1)$ 为标准正态分布的随机变量，用以模拟天气变化、用户行为差异等短期不确定性。为满足模型训练与评估需求，采用蒙特卡洛方法进行 10,000 次独立模拟，生成多样化的多灾害耦合情境数据集，并按照 6:2:2 的比例划分为训练集、验证集与测试集。模型训练过程中采用 Adam 优化器进行参数更新，并引入早停机制以防止过拟合。

3.2 失效节点识别性能分析

为全面评估所构建 HoT-DGNN 模型在多灾害耦合情境下对城市关键基础设施失效节点的识别效果，设计了系统的消融实验，以验证模型中各关键模块对整体识别性能的贡献。由于所构建模型是基于实际问题特征构建的定制化模型，与通用图神经网络模型之间缺乏直接可比性，因此未采用跨模型对比策略，而是聚焦于内部结构的功能分解与模块有效性分析。本文构建了四种模型变体作为对照实验。首先设定的基础模型（Base Model）仅保留基本的图卷积与 GRU 时序建模能力，未引入高阶拓扑建模、多系统依赖融合以及时间超图建模等关键模块。在此基础上，逐步加入不同功能组件以形成三种扩展模型：在基础模型之上引入多系统依赖融合模块，构建出“+MS”模型，用以实现电力系统与燃气系统之间的信息交互；进一步嵌入高阶拓扑特征提取模块，形成“+HOT”模型，以增强对复杂网络结构中节点间高阶关系的刻画能力；最后，在基础模型中集成时间超图建模机制，得到“+THG”模型，旨在更准确地捕捉多灾害耦合情境下的非线性相互作用路径。最终，整合上述所有模块后的完整模型即为 HoT-DGNN。

实验结果如表 2 所示,在完整模型 HoT-DGNN 下,测试集上的平均准确率达到 92.5%,精确率为 87.3%,召回率为 84.6%,F1 值为 85.9%。这表明,该模型不仅在整体识别精度上具有较高水平,而且在识别实际失效节点方面也具备良好的稳定性。特别是在面对多灾害叠加效应引发的非典型失效模式时,模型仍能维持较高的识别一致性。进一步开展的消融实验表明,模型中的每一关键模块均对识别性能产生了显著影响。具体而言,基础模型仅保留基本图卷积与 GRU 时序建模功能,其准确率为 85.2%,F1 值为 76.1%;在此基础上引入多系统依赖融合模块后,模型性能提升至准确率 87.6%、F1 值 79.8%。这说明跨系统信息交互机制能够有效增强模型对关联节点失效风险的识别能力;加入高阶拓扑特征提取模块后,模型在召回率方面显著提升,达到 80.1%,表明该模块有助于捕捉复杂网络结构中的关键节点,从而提高对潜在失效路径的识别能力。时间超图建模模块的引入进一步增强了模型对非线性交互过程的刻画能力。而完整模型 HoT-DGNN 在各项指标上均优于各子模型,表明各模块的协同作用共同提升了模型的整体性能。

表 2 消融实验的性能评估

模型配置	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1 (%)
Base Model	85.2	79.1	73.4	76.1
+MS	87.6	82.3	77.5	79.8
+HOT	89.0	83.7	80.1	81.8
+THG	89.8	84.5	81.3	82.9
HoT-DGNN	92.5	87.3	84.6	85.9

此外,为进一步验证模型的鲁棒性,本研究在多种灾害强度分布和暴露度参数设置下进行了多次独立模拟。结果显示, HoT-DGNN 在各类输入条件下均保持了良好的稳定性,表明模型具有良好的抗干扰能力和泛化能力。

3.3 网络失效概率整体分析

本文以某沿海城市的电力-燃气关联系统为案例进行实证分析,从整体网络结构来看(见表 1),该系统的网络密度较低,仅为 0.0003,平均聚类系数为 0.0168,呈现稀疏化特征。这种结构使得系统的整体稳定性高度依赖于少数核心连接节点。图 2 展示了节点失效概率的地理空间分布,可以明显看出,不同类型节点的失效概率差异较大。具体而言,电力和燃气节点的平均失效概率分别为 7.49%和 10.21%,而燃气-电力关联节点的失效概率高达 48.78%,这表明在多灾害耦合情境下,系统交叉部位的风险传导与叠加效应更为显著。

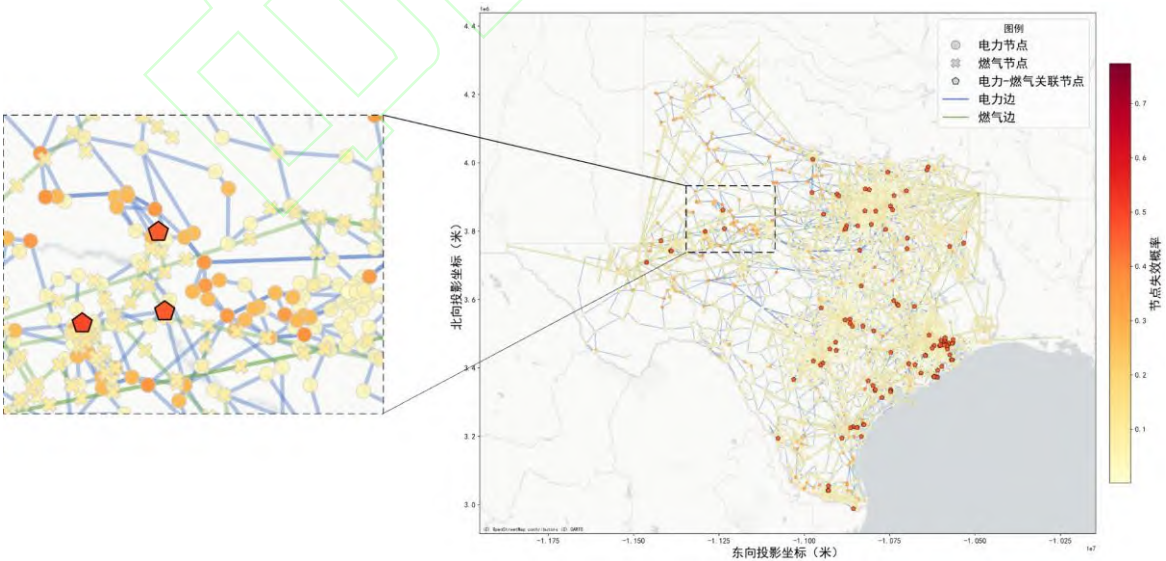


图 2 节点失效概率的空间分布

图 3 展示了失效概率的分布形态,各类节点失效概率的统计特征详见表 3。对于电力节点,其偏度为 2.3248,呈现右偏分布,表明大部分节点的失效概率集中在较低区间,而高失效概率节点较少,系统风险具

有普遍性。相比之下，燃气节点的偏度高达 5.44，呈现出极端右偏分布，表明风险分布具有明显的非均衡性，失效风险高度集中在极少数节点上。其失效风险主要受网络拓扑结构的影响，即大多数节点因处于非核心位置而承受较低负荷，但在灾害作用下，某些关键枢纽节点可能面临较大的失效风险，从而对整个系统造成显著影响。电力-燃气关联节点普遍面临高失效风险（中位数为 47.17%），其峰度为 7.2904，呈现出明显的尖峰分布，反映出风险水平的高度集中性。其风险源于关联节点在功能与位置上的特殊性：关联节点处于关键位置，承担着跨系统能量传输或调控任务，在灾害冲击下更容易成为失效传播的枢纽，从而形成显著的风险集聚效应。

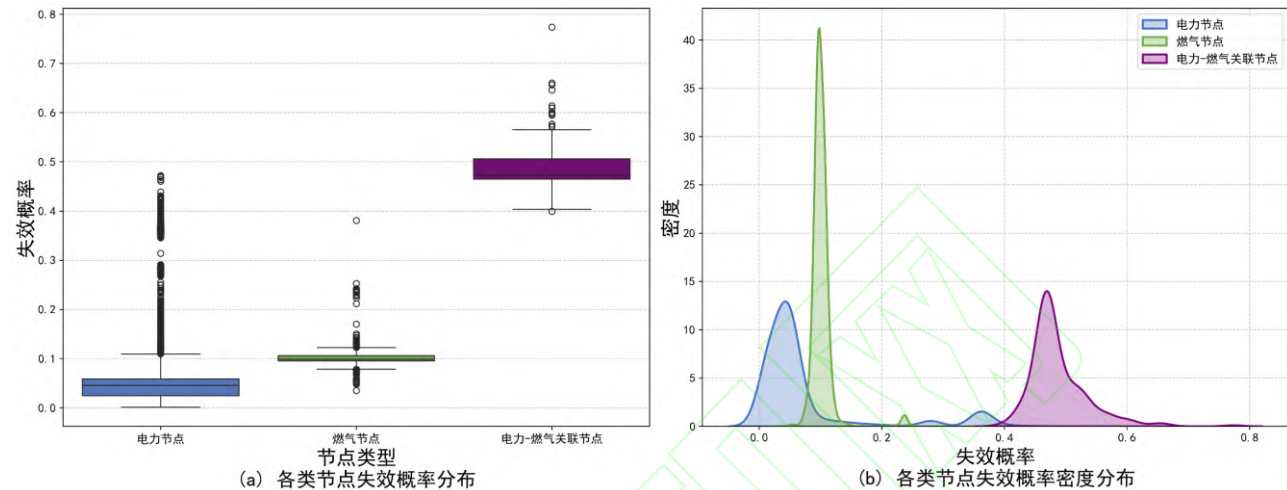


图3 节点失效的概率分布

表3 节点失效概率的统计特征

节点类型	平均值	中位数	最小值	最大值	偏度	峰度
电力节点	7.49%	4.55%	0.1%	47.21%	2.3248	4.1160
燃气节点	10.21%	9.85%	3.49%	38.07%	5.4360	40.5721
电力-燃气关联节点	48.48%	47.17%	39.92%	77.36%	2.0738	7.2904

3.4 电力系统的风险特征

电力系统不同电压等级节点的失效概率统计如表 4 所示。在电力系统中，低压节点（小于 69kV）的平均失效概率显著高于中压与超高压节点，ANOVA 分析结果显示不同电压等级之间的失效率存在高度显著差异（ $p < 0.001$ ），低电压区域往往是用能终端，更易受到灾害破坏或其他系统故障的影响。另一方面，节点的负荷水平同样与风险水平密切相关，中等负荷区段的节点失效概率最高，说明负荷密集区域可能存在资源供需波动、灾害暴露频繁等风险耦合问题，导致其脆弱性增强。此外，节点是否具备发电功能也显著影响其失效概率。具有发电机的节点平均失效概率为 7.05%，高于无发电机节点的 6.65%。尽管数值差异不大，但统计检验结果表明差异具有显著性（ $p = 0.0065$ ），提示发电节点作为系统的能源供给核心，其运行状态对整体网络具有更大影响，故其所承受的灾害负荷及系统依赖度也更高。

表4 电力系统不同电压等级节点的失效概率统计

电压等级	节点数	平均失效概率	标准差
低压 (<69kV)	3188	7.82%	0.0295
中压 (69-138kV)	3270	5.59%	0.0363
超高压 (>230kV)	259	6.68%	0.0365

3.5 燃气系统的风险特征

燃气系统不同节点类型失效概率统计如表 5 所示。与电力系统相比，燃气系统在多灾害耦合情境下表现出更高的整体失效概率，其中，连接度数对失效风险的影响最为显著。节点度数越高，其所承担的气流调度与系统传输任务越重，一旦发生灾害冲击，极易成为风险扩散的枢纽。不同于电力系统，燃气节点的流量

负荷等物理运行参数与失效风险之间的相关性不显著，表明燃气系统的风险演化更依赖于网络结构属性，而非功能负荷。这一发现对系统规划具有重要启示，即燃气网络的防灾重点应落脚于网络拓扑结构优化与关键节点的结构性加固。

3.6 敏感性分析

为确保所构建模型的稳健性，对“暴露度排名阈值”和“蒙特卡洛模拟次数”这两个核心参数进行了敏感性分析。这些参数基于经验实践和统计收敛性原则选取，对灾害情境生成和模型训练数据的质量至关重要，其合理性直接影响最终结果的可信度。

表 5 燃气系统不同节点类型失效概率

节点类型	节点数	平均失效概率	标准差
管道连接点	1707	10.85%	0.0452
燃气负荷点	416	8.50%	0.0377
处理厂	168	9.44%	0.0403
储存库	35	8.96%	0.0383
进出口点	7	15.18%	0.0429

根据帕累托原则，灾害影响往往集中在少数高暴露节点上。合理的阈值旨在捕捉高风险“尾部”节点群，同时避免引入过多低相关节点导致的噪声和计算开销。针对暴露度排名阈值，为验证其合理性并评估其对模型性能的影响，本文使用相同的 10000 次模拟，选取了暴露度排名前 5%、10%、15% 和 20% 的节点作为受影响节点，分别测试了其阈值下的 HoT-DGNN 性能。结果显示（见表 6），模型在暴露度阈值为 5% 至 20% 的区间内表现出良好的稳健性，准确率均维持在 90% 以上，且在 10% 处达到峰值 92.5%。当阈值为 5% 时，F1 值显著下降至 83.8%，这表明过高的筛选标准可能遗漏了部分真实的受影响节点，导致模型召回率降低。当阈值为 20% 时，F1 值也出现下降（84.7%），这表明过低的筛选标准会引入过多暴露度较低的节点，增加了模型的噪声，导致精确率下降。综上，选择“暴露度排名前 10% 的节点”作为受影响节点，这一阈值选择具有良好的稳健性。

表 6 不同暴露度排名阈值下的模型性能

暴露度排名阈值 (%)	Accuracy (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1 (%)
5	90.1	86.5	82.2	83.8
10	92.5	87.3	84.6	85.9
15	92.1	86.9	84.1	85.4
20	91.4	86.1	83.5	84.7

蒙特卡洛模拟次数的合理选择能够确保灾害情境的多样性和估计稳定。为了评估不同模拟次数下模型训练的性能稳定性和计算效率，本文逐步增加了模拟次数，在相同随机种子下模拟数据并对 HoT-DGNN 模型进行多次独立训练和测试，结果如表 7 所示。随着模拟次数的增加，模型的 F1 值从 1000 次时的 80.3% 稳步提升至 10000 次时的 85.9%。与此同时，模型的平均计算耗时也随模拟次数的增加而大幅增长，从 5000 次的约 1.2 小时增加到 50000 次的约 8.9 小时。综合考虑模型性能和计算成本，本文选择 10000 次蒙特卡洛模拟生成作为效率与精度的折中点。

表 7 不同蒙特卡洛模拟次数下的模型性能

模拟次数	Accuracy (%)	F1 (%)	计算时长（小时）
1000	85.7	80.3	0.5
5000	91.2	84.1	1.2
10000	92.5	85.9	2.2
20000	92.6	86.2	5
50000	93.0	86.4	8.9

4 结论

在全球气候变化加剧与城市系统高度复杂化、互联化的背景下,城市关键基础设施正面临前所未有的多灾害耦合冲击与系统性失效风险。针对传统风险评估方法在应对多灾害非线性交互、多系统动态关联及级联失效过程中的局限,本文提出了一种考虑多灾害耦合与多关联系统内部交互的城市关键基础设施失效风险评估的两阶段研究框架。从理论层面来看,本文在多灾害建模和系统失效分析两个方向做出了方法创新:其一,突破了传统灾害独立建模的假设,通过引入时间超图结构,将灾害之间的触发、改变与复合等非线性交互机理系统化表达,实现了从单灾害概率叠加向动态灾害情境模拟的转变;其二,针对城市关键基础设施网络内部复杂的高阶交互特征,提出了 HoT-DGNN 模型,通过引入高阶单纯形拓扑建模与图卷积神经网络相结合的方式,捕捉节点-边-超边三层级的信息流动与状态传导规律,有效增强了模型对系统失效与恢复过程的学习能力。以某沿海城市的电力-燃气关联系统为研究案例,研究发现:系统关关节点、高负荷低压节点及高连接度枢纽节点是风险传导与集聚的关键部位,且灾害叠加效应显著放大了局部失效向系统性风险演变的概率。在实践层面,本文提出的框架具备良好的可操作性与推广潜力,可广泛应用于城市基础设施运维管理、区域防灾减灾规划、韧性城市建设及重大工程项目的风险评估中,尤其适用于面对“极端气候事件频发+系统高度互联”双重挑战的复杂城市环境,该模型展现出较强的泛化适应性与策略支持能力。

需指出的是,当前研究仍存在若干亟待突破的方向:其一,间接灾害耦合机理及跨系统软依赖关系尚未纳入建模框架;其二,灾害响应中的政策干预、人类行为决策及协同治理机制未被充分考虑,未来可探索将博弈论、代理建模等方法引入灾害-系统协同建模框架中。

参考文献:

- [1] Suo W L, Wang L, Li J P. Probabilistic risk assessment for interdependent critical infrastructures: A scenario-driven dynamic stochastic model [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 214: 107730.
- [2] Kruczkiewicz A, Klopp J, Fisher J, et al. Compound risks and complex emergencies require new approaches to preparedness [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2021, 118(19): e2106795118.
- [3] 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 G F, Li J J, Wang H M, 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.
- [4] Gu Y, Wang C, Liu Y, et al. An ontology-based multi-hazard coupling accidents simulation and deduction system for underground utility tunnel - A case study of earthquake-induced disaster chain [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2025, 253: 110559.
- [5] Yu D J, Shin H C, Olivier T, et al. Logical interdependencies in infrastructure: What are they, how to identify them, and what do they mean for infrastructure risk analysis? [J]. *Risk Analysis*, 2025, 45(2): 356–375.
- [6] 王林, 顾生辉, 索玮岚. 韧性导向下考虑多重关联的城市关键基础设施防护-修复资源配置研究[J]. *中国管理科学*, 2024, 32(6): 301–311.
Wang L, Gu S H, Suo W L. Research on a resilience-oriented resource allocation for the protection and restoration of critical infrastructures considering multiple interdependencies [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2024, 32(6): 301–311.
- [7] Koks E E, Rozenberg J, Zorn C, et al. A global multi-hazard risk analysis of road and railway infrastructure assets [J]. *Nature Communications*, 2019, 10(1): 2677.
- [8] Kays H M I, Sadri A M, Muraleetharan K K, et al. Modeling flood propagation and cascading failures in interdependent transportation and stormwater networks [J]. *International Journal of Critical Infrastructure Protection*, 2025, 48: 100741.
- [9] Süti ğen T C, Batun S, Çelik M. Integrated reinforcement and repair of interdependent infrastructure networks under disaster-related uncertainties [J]. *European Journal of Operational Research*, 2023, 308(1): 369–384.
- [10] Mesa M V C, Di Maio F, Zio E. Dynamic inoperability input-output modeling of a system of systems made of multi-state interdependent critical infrastructures [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2025, 264: 111303.
- [11] 黄晶, 吴星妍, 王慧敏, 等. 基于知识图谱的暴雨灾害链挖掘与预测研究[J]. *工程管理科技前沿*, 2024, 43(4): 46–53.
Huang J, Wu X Y, Wang H M, et al. Mining and forecasting of rainstorm disaster chain based on knowledge graph [J]. *Frontiers of Science and Technology of Engineering Management*, 2024, 43(4): 46–53.

- [12] Lv C, Lei Y, Zhang Y, et al. Resilience of the interdependent network against cascade failure [J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2025, 192: 116064.
- [13] Salman A M, Li Y. Multihazard risk assessment of electric power systems [J]. *Journal of Structural Engineering*, 2017, 143(3): 4016198.
- [14] Decò A, Frangopol D M. Risk assessment of highway bridges under multiple hazards [J]. *Journal of Risk Research*, 2011, 14(9): 1057–1089.
- [15] Trogrlić R S, Thompson H E, Menteşe E Y, et al. Multi-hazard interrelationships and risk scenarios in urban areas: A case of Nairobi and Istanbul [J]. *Earth's Future*, 2024, 12(9): e2023EF004413.
- [16] Forzieri G, Bianchi A, Silva F B E, et al. Escalating impacts of climate extremes on critical infrastructures in Europe [J]. *Global Environmental Change*, 2018, 48: 97–107.
- [17] Zaghi A E, Padgett J E, Bruneau M, et al. Establishing common nomenclature, characterizing the problem, and identifying future opportunities in multihazard design [J]. *Journal of Structural Engineering*, 2016, 142(12): H2516001.
- [18] Gill J C, Malamud B D. Reviewing and visualizing the interactions of natural hazards: interactions of natural hazards [J]. *Reviews of Geophysics*, 2014, 52(4): 680–722.
- [19] Tilloy A, Malamud B D, Winter H, et al. A review of quantification methodologies for multi-hazard interrelationships [J]. *Earth-Science Reviews*, 2019, 196: 102881.
- [20] Liu B, Guo H, Wang H. An AI-driven approach to extract interrelationships between disasters [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2025, 121: 105417.
- [21] Hagiwara Y. Probability of earthquake occurrence as obtained from a weibull distribution analysis of crustal strain [J]. *Tectonophysics*, 1974, 23(3): 313–318.
- [22] Kagan Y Y, Jackson D D. Long-term earthquake clustering [J]. *Geophysical Journal International*, 1991, 104(1): 117–134.
- [23] Elsner J B, Niu X, Jagger T H. Detecting shifts in hurricane rates using a Markov chain Monte Carlo approach [J]. *Journal of Climate*, 2004, 17(13): 2652–2666.
- [24] 唐坤, 徐添, 郭唐仪, 等. 超网络视角下中国高速铁路网络拓扑特性与韧性研究 [J]. *系统工程理论与实践*, 2024, 44(11): 3639–3649.
Tang K, Xu T, Guo T Y, et al. Characteristics and robustness analysis of high-speed railway network in China: A hypernetwork perspective [J]. *System Engineering – Theory & Practice*, 2024, 44(11): 3639–3649.
- [25] Benson A R, Abebe R, Schaub M T, et al. Simplicial closure and higher-order link prediction [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2018, 115(48): E11221–E11230.
- [26] Chen Y, Jacob R A, Gel Y R, et al. Learning power grid outages with higher-order topological neural networks [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2024, 39(1): 720–732.

Research on modeling the failure risk of urban critical infrastructures under multi-hazard coupling scenarios

SUO Wei-lan ¹, XU Wen-jie ^{2, 3*}, SUN Xiao-lei ⁴

- (1. School of Economics and Management, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;
- 2. Institutes of Science and Development, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;
- 3. School of Public Policy and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
- 4. School of Economics and Management, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: With the increasing interplay among multiple hazards and the growing interconnectedness of systems, the operational risks faced by urban critical infrastructures (UCIs) have become increasingly prominent. Existing studies often overlook the nonlinear interactions among hazards and offer limited modeling capabilities for failure processes in multi-interdependent systems under multi-hazard coupling scenarios. To address this gap, this paper proposes a two-stage research framework for failure risk assessment of UCIs under multi-hazard coupling scenarios. First, based on historical disaster data and spatial information, a multi-hazard probabilistic model is constructed, and representative multi-hazard coupling scenarios are generated using a temporal hypergraph method. Subsequently, a

high-order topological dynamic graph neural network (HoT-DGNN) model is developed to capture node interactions and high-order network topological features within interdependent systems, integrating multi-source information to effectively predict system failure modes. Finally, an empirical analysis is conducted on the power-gas interdependent system in a typical coastal city. Results demonstrate that the proposed approach can accurately assess the failure risk probabilities of UCIs under multi-hazard coupling scenarios and effectively identify vulnerable components. This study enriches the methodology for modeling complex interactions among multiple hazards and interdependent systems, providing both theoretical foundations and practical tools for quantifying systemic risks under multi-hazard scenarios. It offers valuable insights for improving infrastructure resilience and advancing resilient city construction.

Keywords: urban critical infrastructures; failure risks; multi-hazard coupling; graph neural network; dynamic modeling

