

文章编号:1671-1637(2026)04-0230-29

城市韧性交通系统综述:评估方法与优化提升

卫亚欣^{1,2},李堃^{1,2},慕晨^{1,2},李颖^{1,2},滕靖³,马晓磊⁴,王建⁵,
安毅生^{*1,2},杜豫川³,赵祥模^{1,2}

(1. 长安大学信息工程学院,陕西西安 710064; 2. 长安大学西安市人机协同信息物理系统重点实验室,陕西西安 710064; 3. 同济大学交通学院,上海 201804; 4. 北京航空航天大学交通科学与工程学院,北京 100191; 5. 东南大学交通学院,江苏南京 211189)

摘要:为系统性梳理城市韧性交通系统的评估方法与优化策略,构建了一个以鲁棒性与恢复性为核心的分析框架,并以此对现有研究进行整理和评述。在韧性评估方面,系统剖析了图论与复杂网络、概率统计模型、数据驱动及多指标评估等4类主流方法;在韧性优化方面,从单维度和复合维度出发,探讨了以网络结构加固为代表的预防性策略和以应急资源调度为代表的响应式策略;通过解析决策变量与目标函数,构建了评估指标与优化策略之间的理论映射机制。分析结果表明:现有评估方法正由单一物理拓扑度量向融合时空因果推理的智能评估转型;优化策略则从局部路网的静态均衡向跨系统耦合的动态博弈演进;研究明确了评估和优化的协同机理,鲁棒性边界与脆弱性节点识别直接定义了预防性优化的解空间约束,而恢复力曲线与性能损失量化则为响应式优化的目标函数构建提供了标准化基准。未来研究需重点关注评估与优化的深度一体化设计,建立能够动态反馈、自我调整的闭环决策模型;同时,应加强物理模型与人工智能方法的融合,发展面向复杂情景的预测性评估与主动式优化技术,从而为构建智慧化、高韧性的城市交通系统提供关键理论与技术支撑。

关键词:城市交通;韧性交通系统;综述;韧性评估与优化;鲁棒性与恢复性;数据驱动;应急调度

中图分类号:U491.2 **文献标志码:**A **DOI:**10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.210

Review of urban resilient transportation systems: Assessment methods and optimization improvements

WEI Ya-xin^{1,2}, LI Kun^{1,2}, MU Chen^{1,2}, LI Ying^{1,2}, TENG Jing³, MA Xiao-lei⁴, WANG Jian⁵,
AN Yi-sheng^{*1,2}, DU Yu-chuan³, ZHAO Xiang-mo^{1,2}

(1. School of Information Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China; 2. Xi'an Key Laboratory of Human-Machine Collaborative Cyber-Physical Systems, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China; 3. College of Transportation Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 4. School of Transportation Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; 5. School of Transportation, Southeast University, Nanjing 211189, Jiangsu, China)

Abstract: To systematically review the assessment methods and optimization strategies of urban resilient transportation systems, an analytical framework centered on robustness and recoverability was constructed, and existing studies were synthesized and reviewed based on this. Regarding

出版历程:2025-07-31 收稿,2026-01-06 修回,2026-01-23 录用

基金项目:国家自然科学基金项目(52572492,52272330);中央高校基本科研业务费专项资金项目(300102242902)

*通信作者:安毅生(1972-),男,陕西西安人,教授,博士生导师,工学博士,E-mail: aysm@chd.edu.cn。

引用格式:卫亚欣,李堃,慕晨,等.城市韧性交通系统综述:评估方法与优化提升[J].交通运输工程学报,2026,26(4):230-258.

Citation: WEI Ya-xin, LI Kun, MU Chen, et al. Review of urban resilient transportation systems: Assessment methods and optimization improvements[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2026, 26(4): 230-258.

resilience assessment, four types of mainstream methods were systematically analyzed: graph theory and complex networks, probability statistical models, data-driven approaches, and multi-indicator assessment. Regarding resilience optimization, from single- and multi-dimensional perspectives, preventive strategies represented by network structure reinforcement and responsive strategies represented by emergency resource dispatching were investigated. By analyzing decision variables and objective functions, a theoretical mapping mechanism between assessment indicators and optimization strategies was constructed. The analysis results show that existing assessment methods are transforming from single physical topology measurement to intelligent assessment integrating spatiotemporal causal inference. Meanwhile, optimization strategies are evolving from static equilibrium of local road networks to dynamic games of cross-system coupling. The study clarifies the synergistic mechanism between assessment and optimization, and the identification of robustness boundaries and vulnerable nodes directly defines the solution space constraints for preventive optimization. In addition, the recoverability curve and performance loss quantification provide standardized benchmarks for constructing the objective functions of responsive optimization. Future research needs to focus on the deep integrated design of assessment and optimization, establishing closed-loop decision-making models capable of dynamic feedback and self-adjustment. Simultaneously, the integration of physical models and artificial intelligence methods should be strengthened to develop predictive assessment and proactive optimization technologies for complex scenarios, thus providing key theoretical and technical support for constructing intelligent and highly resilient urban transportation systems.

Keywords: urban traffic; resilient transportation system; review; resilience assessment and optimization; robustness and recoverability; data-driven; emergency dispatch

Publication history: Received 2025-07-31; Received in revised form 2026-01-06; Accepted 2026-01-23

Funding: National Natural Science Foundation of China (52572492, 52272330); Fundamental Research Funds for the Central Universities (300102242902)

* **Corresponding author:** AN Yi-sheng, professor, PhD, E-mail: aysm@chd.edu.cn.

0 引言

随着全球城市化进程的加速,城市交通系统已成为维系社会经济正常运转的生命线。然而,这条生命线正面临着日益严峻的挑战。从气候变化引发的极端天气(如暴雨、洪水、飓风),到地质灾害(如地震),再到重大公共卫生事件(如疫情大流行)和人为蓄意攻击,各类扰动事件的频率与强度与日俱增,对城市交通系统的可靠性与稳定性构成了巨大威胁。在这些不确定性冲击下,传统以效率优先为导向的交通规划与管理模式已显不足,系统一旦遭受超出设计预期的扰动,便可能引发大范围的功能瘫痪和级联失效。

在此背景下,“韧性”作为一种全新的系统安全范式,被引入到城市交通领域。该概念源于物理学,用于描述材料恢复原状的能力^[1],后被广泛应用于城市生态与社会网络^[2-4]、关键基础设施^[5-7]、经济与

商业系统^[8-10],以及工程制造与控制^[11-13]等多个复杂系统的研究。在交通领域,这一范式最早由Murray-Tuite^[14]提出,它与传统强调抵抗特定风险的思路不同,更关注系统在面对未知扰动时,所具备的吸收冲击、适应变化和快速恢复的综合能力。具体而言,它指城市交通系统在面对各种扰动时,维持最低可接受的服务水平,并在合理的时间与成本内恢复正常运行的能力^[15]。因此,构建高韧性交通系统,不仅是保障城市在灾时能够正常运转、灾后能够迅速复苏的关键,更是提升城市应对未来不确定性风险、实现可持续发展的核心战略要求^[16-21]。

为将这一战略目标转化为可度量的科学问题,学界普遍采用“韧性三角形”^[22]模型来描述系统在扰动下的性能演化过程。该模型直观地揭示了与韧性相关的一组关键概念。系统抵抗冲击、维持性能的能力被称为鲁棒性;其对立面,即系统易受攻击的薄弱环节,则被称为脆弱性。而冗余性则是实现鲁棒

性的关键策略之一。同理,系统在性能受损后恢复至正常水平的能力被称为恢复性,而快速性则是衡量恢复性的核心指标。因此,尽管韧性概念内涵丰富,但其核心可以被精炼为“鲁棒性”与“恢复性”这2个分别对应抵抗与恢复阶段的关键特征。

基于这一认知,城市韧性交通系统的构建,其核心在于解决2个相互依存的关键问题,即科学的韧性评估与有效的优化提升。韧性评估的本质在于诊断问题,它旨在量化系统在扰动下的表现,回答系统脆弱环节、性能下降程度以及恢复所需时间等关键问题,从而为决策者提供精准的决策依据。而韧性优化的本质则是解决问题,它基于评估得出的诊断结果,通过调整网络结构、优化资源配置、制定应急策略等手段,系统性地提升交通系统的韧性水平。理想状态下,评估与优化构成了一个诊断、施策与反馈的闭环。评估为优化指明方向,优化的效果反过来又需要通过再评估来验证和衡量。因此,清晰梳理这两大领域的研究,是理解和推动该领域发展的关键所在。

尽管关于交通韧性的文献已呈指数级增长,但现有综述多侧重于单一维度的概念辨析或特定方法的罗列,存在明显局限性。具体而言,现有研究多独立探讨评估方法或优化策略,缺乏系统性地建立特定评估指标与相应优化手段之间的明确理论映射,导致诊断与治理之间存在割裂。

鉴于此,本文旨在构建一个评估与优化协同的城市韧性交通系统分析框架。文章首先系统梳理了从图论拓扑到数据驱动智能感知的韧性评估方法演进脉络;继而从单维度与复合维度2个层面出发,归纳了提升系统韧性的优化策略;最后,重点剖析了评估指标与优化模型之间的内在逻辑关联,构建了两者的协同映射机制。本文期望通过梳理这一评估和优化研究闭环,为构建更安全、智能、高效的韧性城市交通系统提供理论参考与技术指引。

1 研究方法

1.1 文献检索策略

本研究采用系统性文献综述方法,对城市交通系统韧性领域的相关文献展开系统性的收集与整合。为确保检索的全面性与精确性,检索数据库涵盖国内外主流学术平台,包括 Web of Science (WOS)、Elsevier ScienceDirect、IEEE Xplore、ACM Digital Library、Google Scholar、中国知网(CNKI)及万方数据。

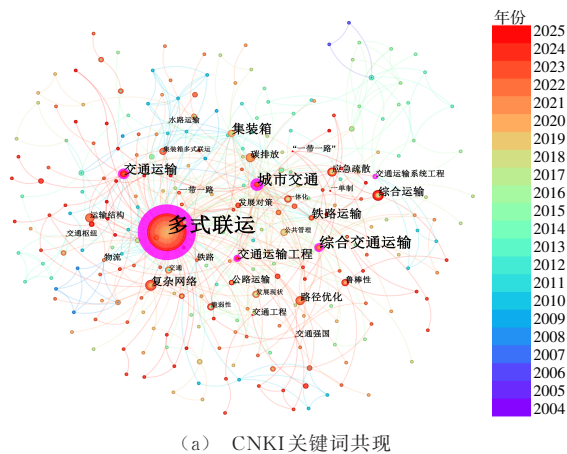
文献检索的核心关键词组合经过精心设计,分为3类。①系统与场景类,包括“交通系统(Transportation system)”“多式联运(Multimodal transportation)”“城市交通(Urban transport)”;②韧性核心概念类,包括“韧性(Resilience)”“脆弱性(Vulnerability)”“鲁棒性(Robustness)”“冗余(Redundancy)”;③评估与优化行为类,包括“评估(Assessment/Evaluation)”“优化(Optimization)”“修复(Restoration/Repair)”“应急疏散(Emergency evacuation)”。检索范围覆盖了标题、摘要及关键词字段,时间范围设定为从领域奠基性研究(如 Bruneau 等^[22]于2003年提出的韧性三角形模型)至2025年已发表的最新进展,力求全面捕捉该领域的历史演变与前沿动态。

1.2 文献筛选与研究图景分析

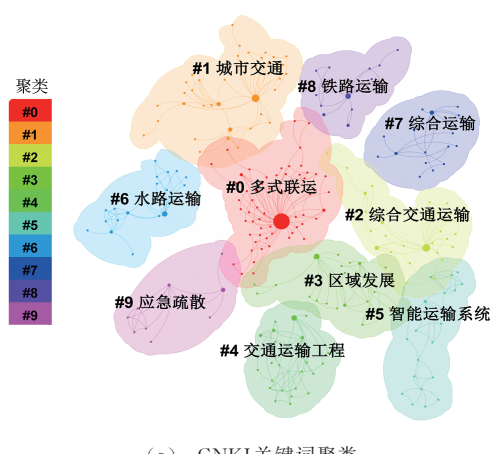
在文献筛选阶段,本文设定了严格的纳入与排除标准。纳入标准为:研究内容须直接涉及城市交通系统韧性的评估或优化,涵盖量化模型、网络优化及工程应用等主题。排除标准为:仅讨论常态交通拥堵管理、未明确引入韧性概念、或非学术性质的文献。经过初步检索与多轮筛选,最终遴选出93篇代表性核心文献,构成本综述的分析基础。这些文献中,多数为近3年发表的高水平期刊论文,且来源广泛,确保了综述的前沿性与全面性。

为宏观把握该领域的研究现状与热点,本文利用可视化分析工具对 WOS 和 CNKI 数据库中检索到的文献关键词进行了共现分析。图1为韧性交通系统研究关键词共现知识图谱,中英文文献的热点关键词清晰地揭示了各自的侧重与共性。在中文文献中,“多式联运”(214次)、“城市交通”(37次)、“综合交通运输”(37次)等关键词出现频率和中心性均较高,表明中国的研究高度关注综合性、多模式交通系统的韧性问题。在国际文献中,“Resilience”(418次)、“Model”(274次)、“Framework”(249次)、“Vulnerability”(206次)等关键词则占据主导地位,反映出国际学界更侧重于构建通用的韧性评估框架、优化模型以及对系统脆弱性的深入分析。这一趋势表明,国际研究的重心已普遍从早期的规划建设转向更为精细化的系统评估与优化提升任务,这与本文的研究焦点高度一致。

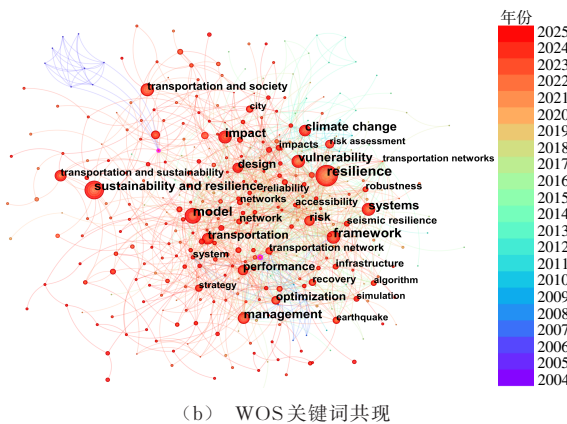
进一步地,图2为韧性交通系统相关研究的关键词聚类图谱,揭示了国内外研究的内在结构与共同关注点,二者均可划分为10个主要聚类。中文文献聚类涵盖“#0 多式联运”“#1 城市交通”“#9 应急疏散”



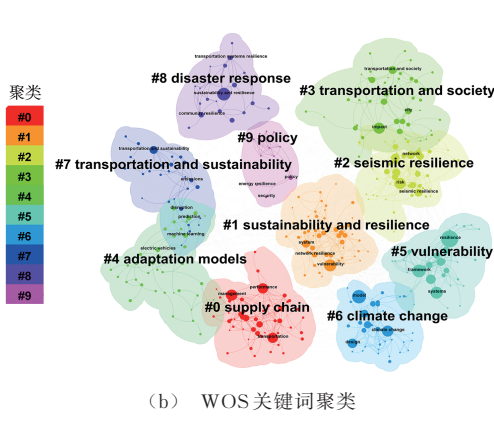
(a) CNKI关键词共现



(a) CNKI关键词聚类



(b) WOS关键词共现



(b) WOS关键词聚类

图1 韧性交通系统研究关键词共现知识图谱

图2 韧性交通系统研究关键词聚类图谱

Fig. 1 Knowledge map of keywords co-occurrence for resilient transportation systems research

Fig. 2 Knowledge map of keywords clustering for resilient transportation systems research

等;而英文文献聚类则可概括为“#0 Multimodal integration”“#1 Urban transport”“#9 Emergency evacuation”等。通过对比分析可见,国内外研究方向高度契合:例如,“多式联运-Multimodal”聚类均强调灾后多模式协同与资源调度;“应急疏散-Emergency Evacuation”聚类则共同关注突发事件下的疏散策略与路网修复。综合来看,当前研究图景主要涵盖韧性的评估与监测(脆弱性、性能退化)、规划与设计(多式联运、网络拓扑)、运行与恢复(应急疏散、恢复调度)等多个方面。这些可视化的分析结果,直观地印证了韧性评估与优化提升是当前研究的两大核心任务,也为本文后续构建分析框架提供了数据支持。

1.3 分析框架

如引言所述,当前研究缺乏一个能够将韧性评估与优化进行有机整合的统一框架。为此,本文构建了如图3所示的分析框架。该框架以鲁棒性(扰动发生时)和恢复性(扰动发生后)两大核心维度为基石,系统性地串联了从评估方法到优化方法再到工程应用的完整研究链条,并以此为纲领对现有文献进行梳理

与评述。框架的核心在于韧性评估与韧性优化所构成的诊断与施策闭环。具体而言,韧性评估旨在诊断问题,本文系统梳理了4类主流方法,并明确了它们在量化鲁棒性与恢复性上的不同侧重。随后,韧性优化从不同视角探讨了其提升鲁棒性与恢复性的作用机理。更为关键的是,本文在此基础上进一步归纳了评估与优化间的协同范式。通过这一系统性的解构,本框架清晰地揭示了评估、优化及其协同作用的内在逻辑,为该领域的未来研究指明了方向。

2 韧性评估方法

对城市交通系统韧性的科学评估,是构建高韧性交通系统的第一步。本节将现有评估研究划分为4类主流方法:基于图和复杂网络的方法、基于概率统计的方法、基于数据驱动的方法以及基于多指标的评估方法。在对各类方法的梳理中,将始终围绕鲁棒性与恢复性这2个核心维度,深入剖析不同技术手段的具体作用、侧重与局限。为直观展现相关研究的全貌,表1系统梳理了各类评估方法下的代表性成果。

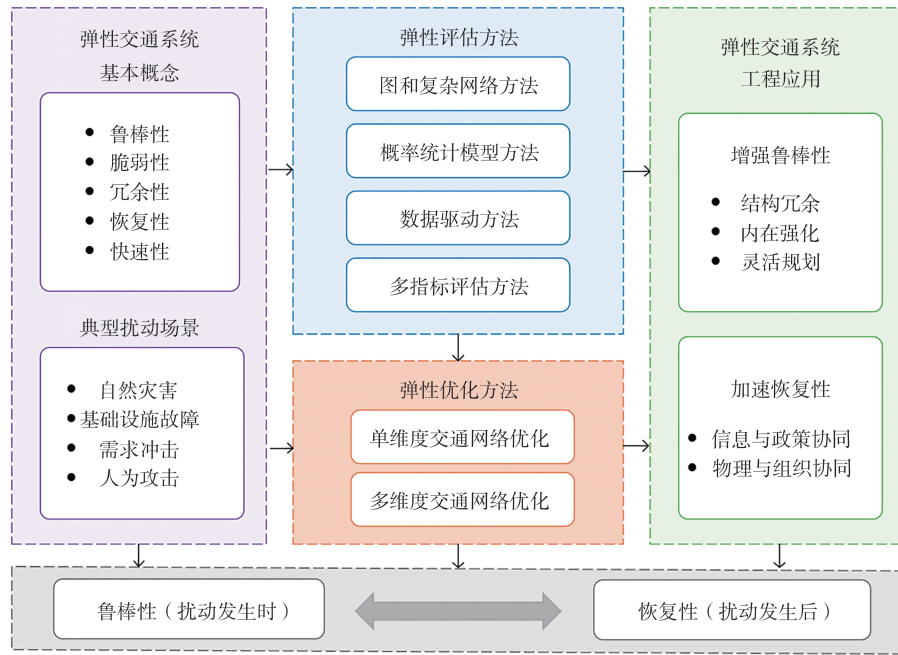


图3 城市韧性交通系统综述框架

Fig. 3 Review framework for urban resilient transportation systems

表1 交通网络韧性的评估方法

Table 1 Assessment methods for transportation network resilience

类型	作者	研究方法	研究对象	核心评估维度	拟优化方向
基于图和复杂网络的方法	Gao等 ^[23]	基于网络模型的节点故障和边故障模型	公路/地铁交通网络(故障)	恢复性	网络结构优化
	Morelli等 ^[24]	基于网络拓扑、几何形状和旅行分布数据方法	步行/自行车/驾车交通网络(内涝)	鲁棒性、恢复性	网络结构优化
	Wei等 ^[25]	结合复杂网络理论和韧性曲线特征	公路交通网络(地震)	鲁棒性、恢复性	网络结构优化
	Zhang等 ^[26]	基于复杂网络的新型脆弱性评估和可视化框架	公路交通网络(服务中断)	鲁棒性	网络结构优化、修复策略
	Bell等 ^[27]	基于容量加权谱分析的交通网络韧性评估方法	城市公交网络	鲁棒性	网络结构优化
	Ganin等 ^[28]	基于图渗透理论的模型	智能交通系统(网络干扰)	鲁棒性	网络结构优化、修复策略
	Xu等 ^[29]	构建相互依赖网络模型	相互依赖网络模型(轨道-公交网络)	鲁棒性、恢复性	网络结构优化
	Wang等 ^[30]	基于层次网络结构,模拟风险传播	多式联运网络(轨道-道路网络)	鲁棒性	网络结构优化
	Jiang等 ^[31]	基于最短路径以及跨层的交通流分配方法	多式联运网络(轨道-航空网络)	鲁棒性	网络结构优化、资源分配优化
	Wang等 ^[32]	基于网络拓扑结构与交通需求识别关键节点	多式联运网络	鲁棒性	网络结构优化、资源分配优化
基于概率统计模型的方法	王永岗等 ^[33]	多式联运复合交通网络拓扑模型受攻击下的脆弱性表现	多式联运网络	鲁棒性	网络结构优化
	Nogal等 ^[34]	基于动态随机受限均衡模型	公路交通网络(破坏事件)	恢复性	网络结构优化
	Nogal等 ^[35]	基于专家结构化判断的方法	公路/高速公路交通网络(灾害)	鲁棒性	资源分配优化
	Gao等 ^[36]	使用概率建模技术	公路交通网络(降雨)	鲁棒性、恢复性	资源分配优化、修复策略优化
	Farahmand等 ^[37]	概率性区域韧性评估框架	公路交通网络(洪水)	恢复性	资源分配优化

续表 1

类型	作者	研究方法	研究对象	核心评估维度	拟优化方向
基于数据驱动方法	候宗昊等 ^[38]	利用多智能体仿真,通过贝叶斯网络量化设备损伤概率	机场交通系统	恢复性	资源分配优化
	Hu等 ^[39]	使用多源众包数据,利用广义可加模型	公路交通网络(洪水、风暴、雾)	恢复性	资源分配优化
	Peng等 ^[40]	基于随机森林的模型	公路交通网络(交通事故)	鲁棒性	资源分配优化、修复调度优化
	Zang等 ^[41]	结合深度学习和图神经网络的具有预测性的、实时的韧性评估方法	公路交通网络(降雨)	鲁棒性、恢复性	修复调度优化
	Zang等 ^[42]	基于动态多粒度图神经网络的实时的道路韧性评估方法	公路交通网络(暴雨)	鲁棒性、恢复性	修复调度优化
	Zhang等 ^[43]	基于众包数据的多维脆弱性评估框架	公路交通网络(地震)	鲁棒性	网络结构优化、资源分配优化
	Wang等 ^[44]	基于扩散图卷积递归神经网络的端到端深度学习框架	公路/高速公路交通网络(极端天气)	鲁棒性、恢复性	资源分配优化
	Ghadami等 ^[45]	基于早期预警信号的方法	高速公路网络(拥堵)	鲁棒性	网络结构优化
	Tang等 ^[46]	基于系统思维的层次化贝叶斯网络模型	城市交通系统	鲁棒性	网络结构优化
基于多指标评估方法	Wang等 ^[47]	多维动态贝叶斯网络模型	城市交通系统	恢复性	网络结构优化、修复调度优化
	Yin等 ^[48]	交通流模拟、中断模拟、回归模型	公路交通网络(不良事件)	鲁棒性	修复调度优化、资源分配优化
	Fang等 ^[49]	基于多阶段模型的交通系统韧性评估方法,使用蒙特卡洛模拟和历史数据来生成台风情景	高铁/民航交通网络(台风)	恢复性	修复调度优化、资源分配优化
	Yang等 ^[50]	利用InfoWorks ICM水动力模型模拟的数据,以及Geodetector模型	公路交通网络(内涝)	鲁棒性	网络结构优化、资源分配优化
	Nickdoost等 ^[51]	复合指数开发框架	公路交通网络(风灾、水灾)	鲁棒性	资源分配优化、修复调度优化
	Nan等 ^[52]	综合韧性指标、混合复合维度建模方法	基础设施系统(电力系统)	鲁棒性、恢复性	资源分配优化
	Ganin等 ^[53]	基于图论,采用重力模型分配交通流,再模拟随机链路失效,从而评估韧性	公路交通网络(灾害)	恢复性	资源分配优化、修复调度优化
	徐鹏程等 ^[54]	综合了图论、复杂网络理论、数据驱动和物理模型的多维度评估方法	高速公路网络(拥堵)	恢复性	网络结构优化
	Liu等 ^[55]	基于乘客出行的网络性能指标与韧性三角形	多式联运网络(公交-轨道网络)	鲁棒性、恢复性	网络结构优化、资源分配
Du等 ^[56]	基于启发式算法求解韧性优化模型,综合网络结构和功能进行评估	多式联运系统(公交-轨道网络)	鲁棒性、恢复性	网络结构优化、资源分配	
Wang等 ^[57]	考虑乘客行为的级联失效模型,综合需求与设施供应的韧性评估	多式联运系统(公交-轨道网络)	恢复性	网络结构优化、资源分配	

从参考文献支撑强度来看,围绕韧性评估方法共梳理并归纳代表性研究 35 篇(2017~2025 年),其中近 5 年(2021~2025 年)占 74.3%,且近 2 年文献占 45.7%,表明评估研究在近年进入快速增长期。按

方法谱系划分,基于图与复杂网络的方法 11 篇、概率统计模型 5 篇、数据驱动方法 9 篇、多指标综合评估 10 篇,按结论指向统计,鲁棒性导向 15 篇、恢复性导向 10 篇、兼顾鲁棒性与恢复性或脆弱性论文

10篇。下文将对这4类方法逐一展开详细论述。

2.1 基于图和复杂网络的方法

图与复杂网络理论通过将交通系统抽象为由节点(交叉口、站点)和边(路段、线路)构成的网络,为韧性评估提供了直观且强大的分析框架。该方法的核心优势在于能够精准刻画系统的拓扑结构,从而识别关键组件并评估系统在扰动下的静态鲁棒性。纵观现有研究,该领域呈现出由单一静态拓扑向多维功能指标演进以及由独立网络分析向多层耦合动态建模深化的两大趋势,本节将沿此路径展开梳理。

2.1.1 静态拓扑结构关键节点识别

早期研究主要聚焦于利用度中心性、介数等纯拓扑属性来诊断网络在结构层面最易受攻击的环节。Gao等^[23]奠定了基础框架,通过构建节点与边失效模型,量化了公路与地铁系统在结构受损后的连通性下降程度。然而,简单的拓扑指标往往难以捕捉网络的异质性特征。为了更精细地刻画大规模公交网络的脆弱性,Zhang等^[26]引入了网络结构熵,提出了综合连通比率与站点度的复合评估框架,有效克服了传统指标在路线共线性场景下的失效问题,实现了对拓扑瓶颈的直观定位。

在实际评估中,详细OD数据的获取往往是最大阻碍。针对这一数据稀疏难题,Bell等^[27]提出了一种基于容量加权谱分析的经典方法。该方法利用图拉普拉斯矩阵的第二小特征值(Fiedler值)及其特征向量来识别潜在瓶颈。该方法的显著优势在于无需依赖OD需求信息或复杂的路径分配模型,仅凭网络结构参数即可在宏观层面快速锁定那些一旦失效将导致网络分裂的关键割集,为数据匮乏场景下的快速评估提供了高效工具。

2.1.2 动态功能指标的量化表征

纯拓扑分析虽能反映物理结构的坚固性,却往往忽略了交通系统的功能属性。为弥补这一缺陷,后续研究开始将实际出行模式融入评估框架。一方面,研究者致力于衡量多模式间的替代功能。Morelli等^[24]指出,当某一模式失效时,其他模式的补偿能力是韧性的重要体现。为此,他们构建了包含步行、自行车等多模式网络的替代效率指标,通过计算不同交通区之间路径的替代效率,并结合各交通区之间的出行次数,来衡量特定交通模式在网络受到干扰后的整体替代效率。

另一方面,针对韧性全过程的动态特性,Wei等^[25]构建了包含脆弱性、适应性及恢复力等5个维

度的综合指标体系,并以汶川地震为例,刻画了路网在灾害演化不同阶段的性能波动曲线。此外,Ganin等^[28]则将视角拓展至信息物理系统,利用图渗透理论模拟了网络攻击场景,量化了信息层面的失效对物理交通网络效率的级联打击。

2.1.3 多层耦合网络的级联失效

随着城市交通系统的日益复杂,研究重心逐渐从单层网络转向不同交通方式紧密耦合的多层网络。这一方向的研究可以细分为静态结构依赖与动态流分配2个层面。

在静态结构层面,早期工作主要关注层间物理连接带来的脆弱性传递。Xu等^[29]和王永岗等^[33]分别构建了多模式复合网络及轨道-公交相互依赖模型,量化了某个网络层级的节点失效如何通过换乘站点导致整个系统的功能瘫痪。Wang等^[30]在此基础上引入改进的加权K-Shell模型,进一步提高了识别多层网络核心节点的准确性。

然而,静态模型难以描述拥堵或故障在网络间的动态传播机制,因此,近期的研究更加关注级联失效的动力学过程。例如,Wang等^[30]利用耦合映射格子模拟了风险在公路与铁路间的动态传播,揭示了转运耦合机制在抑制级联失效中的双刃剑作用。Jiang等^[31]针对轨道-航空网络提出了考虑时刻表的离散跨层流分配方法。为了贴近真实运营,Liu等^[55]、Du等^[56]和Wang等^[57]进一步引入了乘客行为与交通流分配机制。这些研究表明,考虑了乘客重路由行为后的动态模型,能够比静态模型更准确地评估需求与设施供应双重约束下的系统恢复性。

综上,基于图论与复杂网络的方法因其结构表征直观、计算复杂度低,长期以来为交通韧性评估提供了基础工具。现有研究已成功实现了从静态拓扑向动态功能的跨越。其主要优势在于能够宏观识别关键节点与潜在级联风险,支撑网络规划决策。但该类方法仍存在局限:一是对信号控制、调度组织等微观运行机制的简化处理,导致结果可能偏离真实运营情境;二是指标多侧重于宏观连通性,较难直接反映个体的出行延误与换乘体验。未来研究需进一步在多层耦合框架下,引入高精度的交通流运行机理,以实现结构鲁棒性与服务恢复过程的统一刻画。

2.2 基于概率统计模型的方法

概率统计模型的核心优势在于其能够系统性地处理和量化交通系统中的不确定性。不同于确定性模型将扰动视为离散的、预设的状态,概率方法通过建立随机变量、概率分布和统计推断机制,精细化地

刻画了扰动发生的概率、影响的广度与深度,以及恢复时间的随机特性。本节将根据不确定性的来源,从用户行为随机性、物理环境扰动概率化以及数据认知局限性3个维度对现有研究进行深度梳理。

2.2.1 用户行为随机性与动态均衡建模

交通系统韧性的一个核心不确定性源于用户在网络受扰时的路径选择行为。与物理设施的损坏不同,用户的路径选择具有高度的自主性与随机性,这种微观层面的行为扰动往往会通过流量分配演变为宏观层面的系统失效。为了捕捉这种微观层面的随机性对宏观韧性的影响,研究者通常将韧性评估嵌入随机均衡框架中。Nogal等^[34]提出了一种基于动态随机受限均衡的评估方法,其核心贡献在于利用C-logit模型模拟了用户在面对干扰信息时的认知偏差与路径选择的不确定性,从而评估网络在干扰发生、持续和恢复阶段的性能。研究进一步提出了一个综合韧性指数,通过对扰动韧性和恢复韧性进行平均,来全面量化网络的整体表现,如式(1)所示

$$\chi_{\kappa} = \frac{1}{2}(\chi_{p,\kappa} + \chi_{r,\kappa}) \quad (1)$$

式中: χ_{κ} 为与扰动 κ 相关的综合交通网络韧性指数,是衡量交通网络在受到特定扰动 κ 影响时的整体韧性程度的关键指标; $\chi_{p,\kappa}$ 为扰动韧性指数,用于评估交通网络在扰动 κ 发生阶段的韧性,它反映了网络在遭受扰动期间,抵抗性能下降、保持一定服务水平的能力; $\chi_{r,\kappa}$ 为恢复韧性指数,衡量交通网络在扰动结束后恢复阶段的韧性,它体现了网络从扰动状态恢复到正常运行状态的能力。

该框架为量化用户随机行为对系统韧性的影响提供了重要工具。

2.2.2 环境扰动不确定性与脆弱性表征

除了用户行为,外部环境(如暴雨、地震、洪水)对交通设施造成的物理损毁同样具有高度的不确定性。与关注人的选择不同,这一类研究侧重于设施的失效模式。Gao等^[36]针对城市降雨事件,开发了一种概率建模技术。该研究并未简单假设路段开或关,而是利用历史降雨强度与路段积水深度的统计关系,建立了路段失效概率函数。通过层次聚类分析,该研究识别了不同地理区域路段在环境压力下的韧性异质性。这种方法的创新之处在于引入了脆弱性曲线的概念,将韧性的评估从抽象的拓扑结构拓宽到了具有物理意义的风险量化。此外,进一步的研究还探讨了不确定性下的多阶段演化。例如,利用非齐次泊松过程来描述扰动的发生频率,并结

合马尔可夫链模拟路段从完好、受损、完全失效、修复中、已恢复的状态转移过程。这种概率状态转移模型能够更真实地反映大规模自然灾害下,交通网络性能随时间的随机波动规律。

2.2.3 数据匮乏场景下的评估策略

在数据匮乏或极端灾害场景下,研究者面临的是认知不确定性。针对这一挑战,形成了2条互补的技术路径。一种是基于贝叶斯网络与专家知识的启发式推断,当缺乏足够的历史观测样本时,贝叶斯网络成为整合碎片化信息的利器。Nogal等^[35]开创性地利用结构化专家判断法,通过构建条件概率关系将内在脆弱性、可达性与系统可靠性相联系。贝叶斯框架的优势在于其强大的推断能力,一旦观测到局部的流量变化,即可通过后验概率更新全网的韧性评估值,从而实现了在信息不完全条件下的动态监测。

另一种是基于蒙特卡洛与多场景仿真的随机演化,相比于专家判断的主观性,Farahmand等^[37]则通过算力弥补数据的不足。他们提出的概率性区域韧性评估框架,核心是利用蒙特卡洛模拟生成数以万计的随机灾害情景。这种策略不仅能覆盖高频低影响的常规扰动,更能捕捉到处于概率分布长尾端的黑天鹅事件。通过对海量仿真结果进行统计归纳,研究者可以给出系统损失的期望值、方差及风险价值,为管理者在高度不确定性下的投资决策提供成本效益的区间估计。

综上所述,概率统计模型通过将行为随机性、环境扰动与认知局限性纳入统一推断框架,为交通系统在低频高影响极端事件下的韧性评估提供了科学依据。通过对比分析可见,该领域的研究呈现出清晰的路径分化,以Nogal等^[34]为代表的研究侧重于解析扰动下流量再分配的随机过程,以Gao等^[36]为代表的研究聚焦于基础设施物理失效模式的概率表征,而以Farahmand等^[37]为代表的学者则致力于通过大规模计算模拟来弥补数据缺失带来的认知局限。尽管该类方法在处理不确定性方面具有显著优势,但其评估结论的可靠性高度依赖于先验概率分布的假设,且在大规模网络应用中面临显著的计算资源瓶颈。因此,后续研究应致力于引入贝叶斯更新等动态修正机制,结合实时观测数据对模型参数进行迭代优化,从而在保持不确定性表达优势的同时,提升评估结果的实时性与决策的可操作性。

2.3 基于数据驱动的方法

数据驱动方法借助海量实时交通数据与机器学

习技术,为韧性评估带来了革命性变化。与基于理论的静态拓扑分析或基于概率的假设检验不同,数据驱动方法侧重于从观测数据中直接学习系统的动态演化规律。该领域的研究呈现出清晰的技术演进脉络:从早期的基于统计特征的事后归因发展到基于深度学习的动态预测,再到基于因果推断的可解释性决策,本节将沿此路径展开论述。

2.3.1 基于历史数据的系统状态感知

数据驱动方法的初步应用主要聚焦于利用历史或众包数据,还原扰动对交通系统的冲击机理。这一阶段的研究核心在于通过统计分析,建立外部扰动与内部性能波动之间的关联特征。Hu等^[39]率先利用众包数据,结合广义可加模型,从速度变化、持续时间等多个维度量化了不利天气对道路运行的影响,证明了该类数据在低成本监测中的有效性。为了更深入地揭示拥堵传播与系统脆弱性的形成机理,后续研究开始引入更复杂的统计特征。Ghadami等^[45]指出系统在临界转变点前往往表现出特定的统计前兆,并构建了方差、自相关系数等指标作为早期预警信号,实现了对高速公路拥堵风险的低成本感知。此外,针对灾后恢复排序问题,Zhang等^[43]则依托众包交通数据,提出了基于速度差异的链路脆弱性指标,并利用逻辑回归识别出网络拓扑、人口密度等关键影响因素,揭示了灾后脆弱性的时空演化规律,为应急恢复提供了基于数据统计的排序依据。

2.3.2 基于深度学习的动态预测

随着感知技术的进步,研究重心转向利用深度学习强大的非线性拟合能力,处理交通系统复杂的时空依赖性。这一阶段的研究经历了从预测交通状态到直接端到端预测韧性指标的跨越。

早期的深度学习应用主要致力于提升评估的准确性。Peng等^[40]引入深度学习框架,将多维环境感知因子与交通事故严重程度关联,实现了对路网交通流异常波动的快速预判。为了进一步捕捉时空维度的动态扩散过程,Wang等^[44]将交通速度与气象特征建模为图信号,构建了基于扩散图卷积的预测框架。该模型利用多源大数据学习交通流在网络拓扑上的动态传播规律,显著提升了在复杂气象条件下的预测精度。

为了解决先预测状态、再计算指标带来的误差累积问题,最新的趋势是构建端到端的学习框架,直接实现从原始数据到韧性指标的映射。Zang等^[41]创新性地深度学习与图神经网络融合,提出了一

个具备预测能力的实时韧性评估框架。该框架不仅关注当前的性能损失,更通过预测未来的恢复轨迹来量化韧性,其核心计算逻辑为

$$R_t = f_r(G, X_o, \hat{Y}) \quad (2)$$

式中: R_t 为道路网络在评估时间段内的韧性损失值; G 为道路网络结构; X_o 为历史观测的韧性指标; \hat{Y} 为对未来指标的预测; f_r 为特定的评估方法。

该方法将道路网络结构、观测数据和预测数据整合起来,为评估道路网络在降雨干扰下的韧性提供了统一的量化方式,为政策制定者提供了可参考的框架。

针对持续性强降雨等长时程扰动,仅关注单一时刻的性能下降往往存在偏差。为此,Zang等^[42]进一步提出了动态多粒度图神经网络,并引入积分型韧性度量,以评估从扰动开始到影响消散的平均韧性水平,公式为

$$R_v = \frac{\int_{t_0}^{t_1} R_c(t) dt}{t_1 - t_0} \quad (3)$$

式中: $R_c(t)$ 为系统在 t 时刻的韧性能力; t_0 为扰动开始时间; t_1 为影响消散时间; R_v 为降雨开始到影响消散这段时间内的平均韧性水平。

该式反映了交通系统综合韧性能力随时间变化的累积效果,它综合考虑了降雨过程中不同时刻韧性能力的变化情况。该模型为准确的韧性评估提供了交通状态未来演变的视角,属于常用的积分型数据驱动评估类型。

2.3.3 基于因果推断的可解释性决策

尽管深度学习在预测精度上表现卓越,但其黑盒特性导致可解释性较差,难以回答“为什么”的问题。因此,面向长期的韧性治理,研究者开始关注具有因果推理能力的贝叶斯网络,试图在数据驱动的基础上引入逻辑推演能力。Tang等^[46]构建了分层贝叶斯网络模型,旨在量化多源异构数据对城市交通长期韧性的联合影响。该模型的最大优势在于支持双向推理,既可以通过前向推理评估特定规划方案下的潜在风险,也可以通过后向推理设定目标韧性水平,反向诊断出需要优先加固的关键路段或优化策略。这种能力极大地提升了评估结果在规划层面的可操作性。为了应对复杂多变的决策环境,Wang等^[47]进一步将模型扩展为多维度动态贝叶斯网络,并引入自适应学习机制。该框架不仅考虑了交通流本身,还将经济成本、社会公平与环境影响纳

入评估维度,支持多目标约束下的韧性提升策略优选。在具体的应急场景中,侯宗昊等^[38]则展示了如何将贝叶斯网络与多智能体仿真结合,构建了机场震后物资接收的动态评估框架,通过优化调度策略实现了系统级韧性的显著提升。

综上所述,数据驱动方法依托多源感知与人工智能技术,实现了从基于经验的静态评估向基于数据的动态预测的跨越。通过横向对比可见:各类方法各具优劣,统计回归模型虽在预测精度上受限,但凭借良好的参数可解释性,成为揭示扰动影响机理与进行事后归因的首选工具;深度学习模型利用其强大的非线性映射与时空特征提取能力,突破了传统方法的计算瓶颈,在短期交通状态预测与实时预警任务中占据主导地位;贝叶斯网络则通过概率推理机制支持反事实推演,更适用于长期的规划决策与路径优选。总体而言,这3类方法在可解释性、预测精度与决策支持能力上呈现出显著的互补特征,但也普遍面临着对高质量数据依赖性强、在极端灾害场景下泛化稳定性不足的共性挑战。

2.4 基于多指标评估方法

多指标评估方法旨在构建一个全面、系统的评价体系,它通常将鲁棒性和恢复性同时作为核心子维度,通过数学模型将其整合成具有高度概括性的韧性指标。与单一侧重于结构或概率的方法不同,该方法强调从整体视角审视系统在扰动全生命周期的综合表现。该领域的研究路径遵循从基于性能曲线的单一维度积分量化,到多源异构数据的关键驱动因素识别,再到跨系统耦合的复杂模型融合。

2.4.1 积分型性能量化指标

综合评估中最经典且直观的方法是基于性能响应曲线的积分量化。其核心思想源于“韧性三角形”理论,即通过计算系统性能曲线与正常基准线之间围成的面积,来统一度量系统在抵抗干扰、吸收冲击及灾后恢复全过程中的综合能力。Yin等^[48]提出了一个广义韧性公式[式(4)],通过对韧性-干扰强度曲线进行积分,来评估不同干扰下城市交通网络的总体影响

$$R_g = \int_{x_s}^{x_e} f(x) dx \quad (4)$$

式中: $f(x)$ 为系统性能函数; x 为干扰强度; x_s 为初始值; x_e 为结束值; R_g 为韧性-干扰曲线与 x 轴在区间所围成的面积积分。

该积分值反映了在不同干扰强度下,交通网络韧性的累积变化情况。积分值越大,意味着网络在

从小扰动到大灾难的宽谱冲击下,均能保持较高的服务水平。

类似地,Fang等^[49]则更关注时间维度的演化,提出了基于性能比率的韧性度量。该指标直观反映了系统功能受损的大小与恢复的速度,是比较不同恢复策略有效性的重要依据,如式(5)所示

$$R = \frac{\int_{t_s}^{t_s+T} P(t) dt}{P(t_s) T} \quad (5)$$

式中: R 为交通系统韧性,是衡量交通系统在面对自然灾害干扰时,抵抗灾害和从干扰中恢复能力的综合指标; t_s 为干扰事件开始的时间点; T 为扰动持续时间; $P(t)$ 为时间 t 的系统性能函数,表示干扰发生后交通系统的实时性能水平; $P(t_s)$ 为系统在干扰发生前的原始稳定阶段的性能水平,作为计算韧性的基准。

该式的物理意义在于给出了交通系统韧性的量化定义,即通过对扰动期间性能曲线与理想水平之间差距的积分来表征系统的综合恢复能力。 R 值越大,说明系统在扰动中功能受损越小、恢复越快。这为管理者横向比较不同应急方案的优劣提供了标准化的量尺。

2.4.2 多维影响因素识别

仅得到一个韧性评分往往不足以指导具体改进,决策者更需要知道是哪些因素导致了韧性低下。因此,第二类研究致力于构建融合多维影响因素的解释性框架,将评估视角延伸至环境、地理及社会经济等外部协变量。在此类研究中,一个关键挑战是如何从众多潜在因素中筛选出核心影响因子。为此,Yang等^[50]创新地引入了地理探测器模型,通过量化空间分异性来解析影响因子的解释力,并通过识别关键外部因素对交通系统功能保持与恢复的作用机制,从而将笼统的韧性提升目标转化为具体的工程干预手段。在识别了关键因素后,Nickdoost等^[51]进一步提出了层次化的复合韧性指标框架。针对沿海地区复合灾害场景,该框架利用层次分析法将结构连通性、功能可达性与社会经济恢复力有机整合。这种多维视角的优势在于,它不仅揭示了物理设施的韧性,还映射了社会资源调配的韧性,能够更清晰地定位系统失效的根本原因。

2.4.3 跨系统耦合模型融合

随着城市基础设施系统的日益耦合,单一交通系统的评估已难以反映真实的连锁反应风险。目前的顶层研究趋势是将综合指标框架与复杂网络模

型、多智能体仿真等技术深度融合,以评估跨系统、跨层级的动态依赖韧性。Ganin等^[53]开创性地将图论拓扑分析与动态交通流模拟相结合,不仅计算了路网中断后的物理连通性变化,更通过模拟车辆的重路由行为,量化了由此引发的系统级延误成本。这种“拓扑+流”的混合视角,弥补了纯拓扑模型忽视交通拥堵动态演化的缺陷。徐鹏程等^[54]则将该思路拓展至高速公路场景,基于渗流理论解析了拥堵从生成、集聚到消散的全过程韧性特征,揭示了临界相变现象对系统恢复力的非线性影响。更为宏大的视角来自对相互依赖基础设施的考量。Nan等^[52]提出了一个跨系统的通用评估框架,通过混合建模方法刻画了电力网络故障与交通信号灯失效之间的级联效应。该研究构建的可量化综合指标使得决策者能够在统一的标尺下评估停电导致拥堵与拥堵阻碍抢修的双向耦合风险,显著提升了评估方法在智慧城市复杂场景下的通用性与实战价值。

综上所述,多指标评估方法通过数学积分、多维影响因素识别与模型融合等手段,构建了从微观性能量化到宏观系统归因的完整评价体系。通过横向对比可见,3类方法适用于不同的评估层级:积分型量化指标胜在计算直观且标准化,能够将复杂的动态过程压缩为单一标量,便于在不同系统或方案间

进行快速横向对标;多维驱动因素识别侧重于机理层面的解释力,能够深入剖析导致低韧性的环境与社会根源,直接指导针对性的工程改造;跨系统模型则胜在系统观与全局性,能够捕捉级联失效风险,适用于高复杂度的城市生命线安全评估。然而,该方法在实际应用中仍面临权重主观性与局部掩盖整体的挑战,即综合得分的虚高可能掩盖局部关键节点的极度脆弱,且指标权重的分配往往依赖专家经验。未来的研究亟需开发基于数据驱动的自适应权重分析方法,并构建交互式决策支持工具,以协助决策者在多目标权衡中实现韧性的精准提升。

2.5 韧性评估方法综合评价

前文系统梳理了基于图论、概率统计、数据驱动及多指标融合4类主流评估方法。从发展演进的视角来看(图4),韧性评估的研究重心呈现出明显的阶段性特征,早期研究多局限于基于网络拓扑的静态结构鲁棒性分析,中期逐渐引入用户出行行为与环境扰动的不确定性建模,近期则向着多源信息融合、深度学习赋能的动态实时评估方向迈进。为了厘清各类方法在实际应用中的内在联系与适用边界,本节首先构建基于五维度的量化比较框架,对现有方法进行横向效能评价;随后,深入探讨数字孪生与人工智能等新兴技术对现有评估方法的影响。

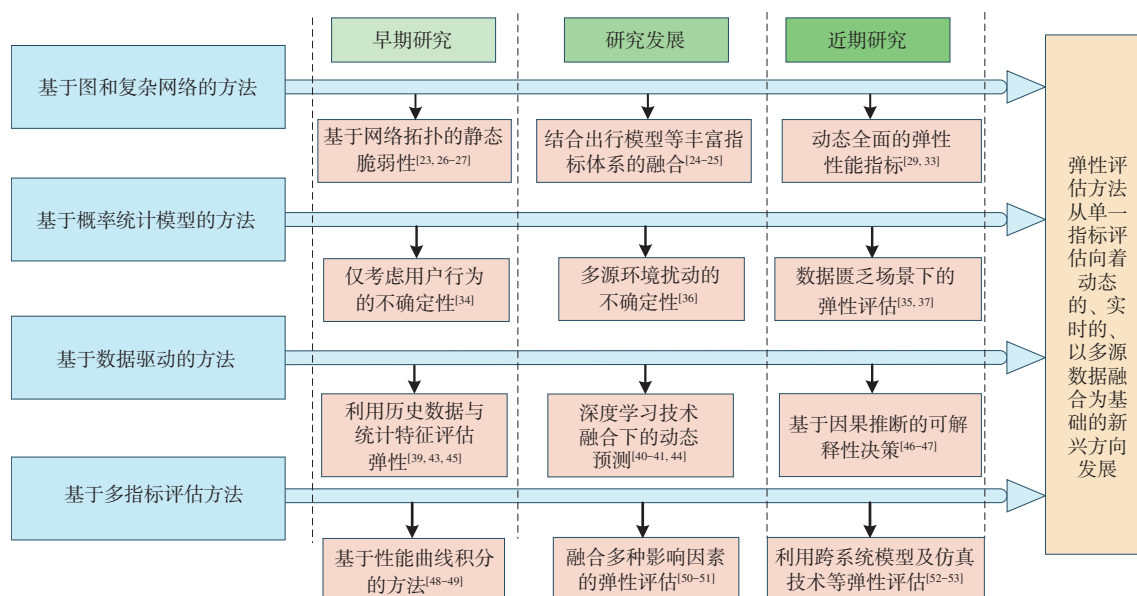


图4 韧性交通系统评估方法发展脉络

Fig. 4 Development trajectory of assessment methods for resilient transportation systems

2.5.1 主流韧性评估方法比较

不同评估方法在数学机理与数据需求上的差异,决定了其在解决特定交通韧性问题时的性能表现。为系统性地比较不同方法的效能,本研究构建

了如图5所示的多维评估框架。该框架涵盖全面性、计算效率、数据独立性、适应性和易用性5个核心维度,共同决定了不同方法在执行评估任务时的有效性与实用性。

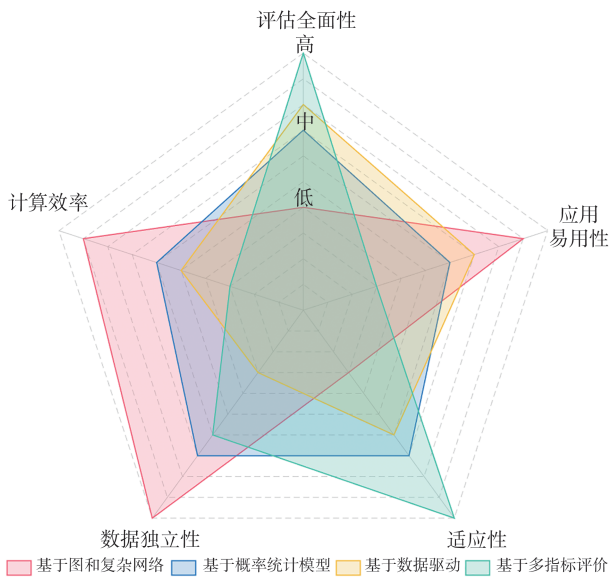


图 5 韧性评估方法雷达图

Fig. 5 Radar map of resilience assessment methods

5个维度的具体定义如下:

①全面性,依据方法是否综合考量网络拓扑、交通流动态、用户行为及环境扰动等多重因素;②计算效率,基于典型算例中的计算复杂度与实际时间消耗进行评估;③数据独立性,反映方法对大规模实测或仿真数据输入的依赖程度;④适应性,依据方法在不同扰动场景、不同交通模式下的适用性和扩展性进行评分;⑤易用性,考虑模型的可解释性、参数设定的简便性以及决策支持的可操作性。上述维度均采用10分制打分模型,其中1表示最低表现,10表示最佳表现。在每个评价维度下,不同方法的最终得

分由3位以上领域专家独立评分取平均值,形成相对强度等级。该量化方式与常用的多属性决策方法一致,其数学形式可表述为

$$S_{ij} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K S_{ijk} \quad S_{ijk} \in \{1, 2, 3, \dots, 10\} \quad (6)$$

式中: S_{ij} 为方法*i*在维度*j*上的平均得分; S_{ijk} 为第*k*位专家的评分; K 为参与打分的专家总数。

各维度得分经归一化后绘制于雷达图,以直观反映不同方法在5个核心维度上的相对差异。

通过雷达图的可视化展示,可以发现基于图和复杂网络的方法得益于其仅需路网拓扑数据的低门槛特性,在计算效率与数据独立性维度得分显著领先,使其成为大规模路网宏观脆弱性筛查的首选工具。相反,基于数据驱动的方法虽然在数据独立性上得分最低,反映了对高质量训练数据的高度依赖,但其在适应性维度表现突出,能够灵活应对时变的交通流与突发灾害场景。基于多指标评估方法则在全面性维度占据绝对优势,能够提供涵盖物理、社会及环境多视角的综合画像,但也正因其指标构建过程的复杂性,拉低了其在易用性维度的得分。

进一步结合表2的梳理,可以发现各类方法在评估鲁棒性与恢复性时存在深刻的权衡关系,并分别指向了不同的优化路径。一方面是静态与动态的权衡——图论方法侧重于静态结构鲁棒性,虽难以捕捉交通流动态演化,但其结论直接指向以增加关键节点冗余为目标的结构优化;而数据驱动方法

表 2 四类韧性评估方法的综合比较

Table 2 Comprehensive comparison of four types of resilience assessment methods

方法类别	核心评估维度	主要优势	主要局限	拟优化路径
基于图和复杂网络的方法	侧重静态鲁棒性与结构脆弱性评估,对恢复性动态过程刻画能力有限	计算效率高、数据依赖性低(仅需拓扑数据),适用于大规模网络宏观静态分析	忽略交通流动态特性,难以精细刻画系统性能的动态下降与恢复过程	结构性优化:为网络加固、冗余设计等策略提供关键节点识别与拓扑优化依据
基于概率统计模型的方法	鲁棒性与恢复性评估兼顾,通过刻画不确定性为两者提供量化基础	擅长处理不确定性,评估维度相对均衡,能够为风险评估提供概率输入	对先验知识和模型假设的准确性要求高,计算复杂度较高,实时性较弱	不确定性优化:为鲁棒/随机优化模型提供扰动概率分布,将韧性转化为优化约束或目标
基于数据驱动的方法	侧重于动态恢复性的实时评估与预测,也能通过历史数据分析鲁棒性表现	适应性强,能利用实时数据精准刻画动态过程,具备预测能力	对数据质量和数量要求高,模型可解释性(黑箱问题)和泛化能力是挑战	动态与自适应优化:通过实时预测与状态反馈,支持应急资源调度、动态交通控制等策略
基于多指标评估方法	致力于整合鲁棒性与恢复性,构建单一或多维度的综合韧性指标,实现整体性衡量	评估全面性最高,能够提供系统韧性的整体性、综合性视图	构建过程复杂,需多领域知识;指标权重主观性强,可解释性和易用性较低	多目标优化:其综合指数可直接作为优化的目标函数,或作为评估不同方案优劣的评价器

擅长刻画动态恢复轨迹,故能直接支撑资源调度等过程性优化。另一方面是机理与数据的权衡——概率统计方法通过数学推导在不确定性中寻找规律,为鲁棒优化提供了理论边界;而多指标方法通过综合打分实现系统状态的整体映射,其结果更适合作为多目标优化的目标函数或后评价标准。综上所述,不存在一种全能的评估方法,实际应用中需根据决策目、数据条件及计算资源,在上述方法中进行权衡或组合使用。

2.5.2 新兴技术对韧性评估的影响

上述框架构成了当前韧性评估的基础,然而以数字孪生和人工智能大模型为代表的新兴技术,正推动评估范式从事后分析转向实时推演与预测性干预。

第一,数字孪生技术突破了传统仿真对极端场景推演的局限。传统方法,特别是纯数据驱动方法往往受限于历史故障数据的稀缺,难以有效评估从未发生过的极端灾害。数字孪生技术通过构建交通基础设施、运载工具与环境感知的高保真虚拟映射,创造了一个可交互、可试错的平行实验室。在此环境中,研究者可以低成本地模拟台风、地震等极小概率事件,进行高强度的压力测试。这种能力直接弥补了图论方法忽略动态特性和统计方法依赖先验分布的缺陷,使得识别隐性脆弱点与级联失效模式成为可能,为预防性资源配置提供了更为确凿的决策窗口。

第二,大模型技术解决了多模态非结构化数据的理解难题。现有的多指标评估往往受限于结构化数据(如流量、速度),而难以利用文本、图像等高维信息。多模态大模型的引入打破了这一瓶颈。它能够跨模态地理解社交媒体上的公众情感、监控视频中的路面损毁以及卫星遥感影像中的洪涝范围。借助图神经网络与知识图谱技术,大模型还能进一步解析交通网与电力、通信等关联网络的语义耦合关系,从而更准确地预测跨系统传播的级联效应,这极大地提升了评估的广度与深度。

第三,隐私计算与联邦学习打破了数据孤岛的制约。针对评估中数据共享难、隐私保护要求高的问题,联邦学习提供了一种数据不动模型动的解决方案。它允许不同城市、不同运营主体在不交换原始数据的前提下,协同训练高精度的韧性评估模型。配合城市交通知识图谱的构建,可以实现跨部门数据实体与关系的语义统一。

本节系统梳理的韧性评估方法,为精准量化韧性交通系统的鲁棒性与恢复性提供了多元化的度量衡与分析视角。以此为基石,下文将深入探讨如何将这些评估指标与模型具体应用于指导增强系统韧性的优化策略设计与决策。

3 韧性优化方法

本节的核心任务是探讨如何主动、有效地提升系统韧性。首先聚焦于单维度交通网络,区分并探讨扰动发生前结构性优化与扰动发生后过程性优化两大类策略。随后,将视角拓展至复合维度网络,分析多式联运系统及与其他关键基础设施耦合下的协同优化问题。最后,对现有优化方法进行了综合评述。

本节围绕韧性优化方法汇总核心优化研究35篇(2018~2025年),其中近5年(2021~2025年)占91.4%,且2023、2024两年合计占57.1%,对比韧性评估方法可发现优化研究更是近年来的热点方向。按研究对象维度划分,单维度交通网络优化22篇、复合维度或多网络协同优化13篇,表现为由单系统向多系统协同的清晰递进。进一步按单维度优化策略类型统计,预防性网络结构加固5篇、应急资源分配6篇、修复/调度与恢复序列优化11篇,显示研究重心由事前结构增强逐步转向事后快速恢复与动态调度;按优化目标导向统计,以恢复性提升为主的研究24篇、兼顾鲁棒性与恢复性的研究9篇、以鲁棒性为主的研究2篇,说明系统的恢复效率研究已成为优化领域的主要方向。对于复合维度研究而言,则主要集中在多式联运、网络依赖性研究以及级联风险失效下的协同决策方法。

3.1 单维度交通网络优化方法

单维度交通网络优化是韧性治理的基石,旨在解决单一系统内部的抗扰与恢复问题。依据扰动演化的时空特征,其优化策略包含事前防御和事后响应。扰动发生前,侧重于预防性结构优化,通过关键节点加固、拓扑冗余设计及资源预置,将被动承受转变为主动防御,旨在提升系统的原生鲁棒性;扰动发生后,则转向响应式过程优化,通过应急资源动态调度与修复序列择优,以最小的资源代价实现最快的系统功能复原,旨在提升系统的恢复性。这2类策略互为补充,共同构成了从抵抗冲击到快速恢复的全周期韧性优化闭环。典型研究成果梳理如表3所示。

表 3 单维度韧性优化研究
Table 3 Studies on single-dimensional resilience optimization

方法	作者	研究对象	优化目标	关键模型	核心约束	决策变量	求解算法	优化指标
面向网络结构的韧性优化方法	Ma等 ^[58]	省际区域网络	最小化出行时间	多模式交通分配模型	链路流约束、成本约束、预设恢复计划约束	各路径的交通流量	梯度投影算法	恢复力
	路庆昌等 ^[59]	城市轨道交通网络	最小化累积性能损失和最小化延误时间	双层优化模型	恢复时间约束、预算约束、用户均衡约束	地铁站点的保护状态	遗传算法和Frank-Wolfe算法	恢复力、抵抗力
	Yin等 ^[60]	省内区域交通网络	最小化操作成本和最坏情况下的恢复成本	两阶段可恢复鲁棒优化模型	设施-需求预分配约束、灾后供需覆盖约束、容量约束	救援设施位置、救援物资分配、灾后恢复行动决策	两阶段分解算法	恢复力
	Wang等 ^[61]	城市道路交通网络	最小化恢复时间	基于紧急水平的多层韧性分析模型	列车载客量上限约束、路径通行能力约束、拥挤阈值	受损车道数、车道变向数、救援车辆路线	遗传算法和集成重配置策略	恢复力
	程驰尧等 ^[62]	城市轨道交通网络	最大化路网韧性	基于后向加边的网络优化模型	连通度约束、成本约束、换乘节点优先约束	核心节点的连接关系	模拟退火算法	抵抗力/鲁棒性
面向资源分配优化的方法	Li等 ^[63]	城市轨道交通网络	最小化恢复时间	混合整数非线性规划模型	最小追踪约束、满载率上限、容量约束、停站时间动态调整约束	列车重新调度时间、是否取消服务、是否使用备用列车	两阶段迭代优化方法	恢复力
	Tao等 ^[64]	城市道路交通网络	最小化出行时间	交通信号优化模型	溢出约束以及交通均衡约束	交通信号的周期长度和绿灯时间	基于贪婪策略和梯度下降的两级算法	恢复力、抵抗力
	Hosseini等 ^[65]	城市道路交通网络	最小化恢复时间和性能损失	基于概率的综合模型	资源分配约束、恢复序列约束	资源的数量、位置、容量及任务序列	模拟退火算法	恢复力
	Sun等 ^[66]	城市道路交通网络	最大化路网韧性和最小化操作成本	基于贝叶斯网络和多目标优化模型	设施状态转移概率、个体行为状态转移概率	节点状态	多目标非支配排序遗传算法	恢复力、抵抗力
	马飞等 ^[67]	城市轨道交通网络	最小化人员接触,最大化集成韧性指标	基于复杂网络以及传染病传播模型	客流量约束、网络结构约束、时间资源约束	客流限制水平、网络运行效率	仿真模拟与参数扫描	恢复力
	Zamanifar等 ^[68]	城市道路网络	最大化运输网络的性能、恢复过程的效率和效果	基于多属性决策三阶段框架	可操作、可区分、非冗余	候选决策属性(如访问服务节点级别等)	多属性值理论	恢复力
面向修复策略优化的方法	Sasai等 ^[69]	城市道路交通网络	最小化用户成本和运维成本	动态规划模型	成本平衡约束、恢复时间约束、马尔科夫决策过程	每个时间步采取的最佳维护和修复行动序列	动态规划马尔可夫决策算法	恢复力
	Wu等 ^[70]	城市道路交通网络	最大化路网韧性	韧性评估和恢复优先级模型	路段交通性能建模、随机修复时间约束	桥梁修复优先级和交通网络恢复状态	用户均衡算法和Frank-Wolfe算法	恢复力
	Pei等 ^[71]	城市道路交通网络	最小化性能损失	最优修复策略模型	修复团队数量限制约束、桥梁功能随时间变化约束	交通和医疗设施的恢复顺序	模拟退火算法	恢复力、抵抗力
	Zhang等 ^[72]	农村交通网络	最小化恢复时间和最大化累积效益率	路桥交通系统优化模型	资源限制约束、修复时间约束、经济权衡约束	桥梁的修复开始时间	多目标遗传算法	恢复力
	Zou等 ^[73]	省内区域交通网络	最大化道路恢复速度	深度集成辅助的主动学习模型	资源限制约束、修复时间随机分布约束	交通道路恢复顺序	深度卷积神经网络和全局优化算法	恢复性
	毛新华等 ^[74]	城市道路交通网络	最大化路网韧性和最小化恢复时间	最优修复调度模型	修复预算上限约束、抢修队数量约束、最长工期约束	修复路段的选择和修复先后顺序	禁忌搜索算法和Frank-Wolfe算法	恢复力、抵抗力
	Yaibok等 ^[75]	城市道路交通网络	最小化出行时间	基础路径交通分配模型	洪水风险动态映射、高峰OD需求约束	疏散路线选择和交通流量分配	基于路径的流量分配方法	恢复性
	Liu等 ^[76]	城市道路交通网络	最小化出行时间和燃油消耗	混合整数非线性模型	流量守恒约束、最小残差、节点流量平衡	各节点的交通流量	基于多智能体的分布式优化算法	恢复性
郝新军等 ^[77]	城市道路交通网络	最大化路网连通度	动态规划模型	协同修复约束、路由协同约束	维修队的修复调度和路由	马尔科夫决策和强化学习	恢复性	

3.1.1 鲁棒性提升——扰动发生前的预防性结构优化

预防性优化的核心是通过加固关键节点、增加冗余路径等方式,从根本上降低网络的脆弱性,增强其在扰动下的稳定性和适应能力。这类研究主要集中于识别网络关键组件和优化网络拓扑布局。

(1)关键组件识别

识别网络中的关键节点与链路是保障系统稳定性的核心前提。Ganin等^[53]基于路网负载分析,识别出对系统通行效率影响最大的瓶颈路段,指出差异化加固策略优于均匀加固。路庆昌等^[59]进一步引入多维评价体系,提出地铁站点的保护优先级应综合考量客流强度、网络介数及站点拓扑类型,为有限防御资源的精准投放提供了依据。

(2)网络拓扑重构与冗余设计

在识别关键组件的基础上,通过优化网络布局与运营策略来主动增强系统韧性。程驰尧等^[62]结合社团检测理论与后向加边算法,提出了一种通过增加关键社团间连边来优化网络拓扑的策略,证明了适度的结构冗余能显著抑制级联失效的传播。Ma等^[58]则从多模式互补的视角出发,构建了多模式交通分配模型,论证了通过增加航班频率等方式构建虚拟冗余链路,可有效分担地面交通中断后的客流压力,实现了从单一物理冗余向功能性冗余的跨越。

(3)防御性资源预置

为了在不确定性扰动下实现最优防御,研究者常采用双层规划或鲁棒优化框架,以权衡防御成本与系统性能。Yin等^[60]针对设施选址问题,构建了两阶段鲁棒优化模型,确保在最坏情境下救援设施仍能有效覆盖需求点。路庆昌等^[59]则建立了一个典型的双层防御模型,上层通过遗传算法选择待保护的最优站点组合以最小化累积性能损失,下层模型为交通流分配问题。

综上,预防性优化已从简单的工程加固演变为包含拓扑优化与博弈决策的系统工程。

3.1.2 恢复性提升——扰动发生后的响应式过程优化

当扰动发生后,韧性治理的重心转向响应式过程优化,即在有限资源约束下,通过对应急资源的最优配置与受损设施的有序修复,将系统的性能损失降至最低。这一过程本质上是一个多约束、多目标的动态组合优化问题,现有研究主要围绕资源动态调度、修复时序决策以及智能算法赋能3个维度展开。

(1)多维应急资源动态调度

资源调度是响应优化的第一道防线。早期研究多关注实体资源的物理分配,如Hosseini等^[65]构建了基于概率的机器人调度框架,利用模拟退火算法求解灾后清障机器人的最优数量与任务路径。为量化调度效益,该研究提出了综合评价指标,旨在权衡修复时间与系统恢复面积。其目标函数为

$$\min Z = c\tau_{\max} + (1 - c) \sum_{r=1}^{M_{\max}} [1 \times \tau_r - S(r)] \quad (7)$$

式中: Z 为优化目标; c 为优化目标的重要性加权因子; τ_{\max} 为工作机器的最晚修复完成时间; M_{\max} 为工作机器的最大数量; τ_r 为工作机器 r 的修复花费时间; $S(r)$ 为性能恢复面积。

随着研究深入,资源的概念被拓展至更广泛的时空要素。在空间路权资源方面,Wang等^[61]构建了多层韧性分析模型,提出在车道受损时实施动态的车道变向与重配置策略,通过灵活调整路权资源来满足应急疏散需求。顺应这一思路,Yaibok等^[75]结合洪水风险与路网动态,利用基于路径的交通模型制定了车辆疏散优化策略。针对地铁运营,Li等^[63]将列车停靠时间视为时间资源,根据车站拥堵态势动态调整时刻表。针对信号控制系统,Tao等^[64]将红绿灯时长视为可调度资源,通过优化信号周期来遏制拥堵传播。针对大规模灾害场景,Sun等^[66]结合贝叶斯网络解决了不确定性环境下的多目标资源分配难题。在运力与服务资源方面,针对公共卫生突发事件,马飞等^[67]评估了不同客流限制水平与运营效率对系统韧性的影响,将客流量视为一种可调控的负向资源进行优化管理。此外,为了支撑复杂的调度决策,Zamanifar等^[68]建立了包含可操作性、非冗余性等6个维度的决策指标集,为资源分配方案的优选提供了标准化的量化依据。这些研究标志着资源调度从单一的物理层面转为涵盖空间、运力及决策标准的立体化管控。

(2)动态反馈下的修复序列决策

在资源给定的前提下,确定受损路段或设施的最佳修复顺序是提升恢复效率的关键。Sasai等^[69]较早利用动态规划方法,旨在寻找平衡公共财政支出与用户出行成本的最佳修复路径。针对具体的桥梁设施,Wu等^[70]建立了基于随机修复时间的优先级评估框架,重点解决了修复工期不确定性下的决策难题。进一步地,Zhang等^[72]构建的多目标优化模型,旨在寻找能最大化累积效率率的修复序列。

然而,静态视角往往忽略了网络内部的相互作

用。Guo等^[78]指出,节点间存在流量转移与功能互补效应,单一节点的修复可能会引发全局流量的重新分布,因此须从系统内部关联性的角度评估恢复能力。以此为基础,近期研究逐渐转向考虑动态反馈的双层规划框架。Zou等^[73]与毛新华等^[74]均建立了典型的双层模型:上层决策修复序列,下层模拟随修复进度动态变化的交通流分布。这种机制能够捕捉“修复路段A可能导致路段B更加拥堵”的非线性连锁反应,从而避免次优决策。此外,Pei等^[71]更是将视角拓展至跨系统协同,探讨了交通网络与医疗设施恢复顺序的依赖关系。

(3) 基于智能算法的动态决策

面对灾后环境的高度动态性与不确定性,传统的数学规划方法在计算效率与实时性上逐渐显露瓶颈。近年来,深度强化学习(Deep Reinforcement Learning, DRL)成为解决此类序贯决策问题的有力工具。不同于传统算法需要预先假设交通流模型,DRL通过智能体与环境的交互直接学习最优策略,在刻画系统动态演化与决策优化上展现出巨大优势。例如,Liu等^[76]利用DRL求解受损网络中的动态流平衡问题,展现了其在处理高维状态空间时的巨大优势。郝新军等^[77]采用基于Q-学习的算法,实现了多维抢修车队的协同路径规划与调度,显著提升了决策的自适应性。此外,Yao等^[79]引入迁移学习技术,实现了对未见灾害场景下网络韧性性能的快速预测,为边恢复、边决策的实时响应提供了算力支撑。总体而言,响应式优化正经历从静态单目标规划向动态多智能体博弈的转变。

3.2 复合维度交通网络优化方法

现实中的城市交通系统并非孤立存在,而是多种运输模式(如公交、地铁、航空)深度交织,并高度依赖外部基础设施(如电力、通信)的复杂耦合巨系统^[80]。局限于单一网络内部的优化策略,往往难以应对跨系统传播的连锁故障与级联风险。因此,从单维视角转换至复合维度,利用不同网络间的功能互补性与资源共享性来提升整体韧性,已成为前沿趋势。

根据图论^[29],本文将复合维度网络定义为 $G = \{G_A, G_B, \dots, G_K\}$, 其中 $\{A, B, \dots, K\}$ 表示 K 个存在相互联系的网络系统。网络 G_A 被定义为 $G_A = (N_A, L_A)$, 其中 $N_A = \{n_{A1}, n_{A2}, \dots, n_{Ai}\}$, $n_{Ai} \in N_A$, 表示网络中的节点; $L_A = \{l_{A1}, l_{A2}, \dots, l_{Ap}\}$ 表示网络 A 中的边。同理,网络 G_B 被定义为 $G_B = (N_B, L_B)$, 其中 $N_B = \{n_{B1}, n_{B2}, \dots, n_{Bi}\}$, $n_{Bi} \in N_B$, 表示网络 B 中的节点; $L_B = \{l_{B1}, l_{B2}, \dots, l_{Bp}\}$ 表示网络 B 中的边。此

外,不同维度的网络的节点之间存在相互依赖。 N_{AB} 表示网络 A 中依赖网络 B 的节点集合, $N_{AB} = \{n_{AB1}, n_{AB2}, \dots, n_{ABm}\}$, $N_{AB} \subset N_A$; N_{BA} 表示网络 B 中依赖网络 A 的节点集合, $N_{BA} = \{n_{BA1}, n_{BA2}, \dots, n_{BAm}\}$, $N_{BA} \subset N_B$ 。例如:地铁网络 G_A 和公交网络 G_B 构成了复合维度网络系统,并可被视为多式联运系统。

根据耦合对象的不同,复合维度网络的韧性优化研究主要沿着两大技术路径展开:①聚焦于交通系统内部不同运输方式间的协同,即多式联运系统优化,旨在提升综合运输效率与服务互补性;②关注交通系统与外部关键基础设施(如电力、通信网络)的耦合关系,即交通-基础设施耦合优化,旨在保障跨系统依赖下的运行稳定性。典型研究成果梳理如表 4 所示^[56,81-90]。

3.2.1 多式联运系统协同优化

多式联运系统(如公交-地铁复合网络、空-铁联运网络)通过物理站点的接驳与换乘,在空间上形成了紧密的拓扑耦合,如图 6 所示。这种耦合结构具有双重效应,一方面,它是故障传播的桥梁;另一方面,不同模式在运力、速度与灵活性上的差异为韧性优化提供功能性冗余。现有研究主要围绕以下几个方向展开。

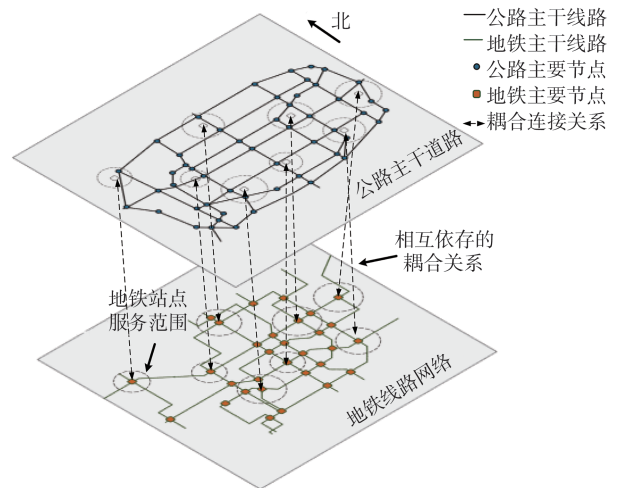


图 6 地铁-公路交通网络相互依存的耦合关系

Fig. 6 Interdependent coupling relationship between subway-highway traffic network

(1) 常态下的鲁棒协同设计

在扰动发生前,通过优化多模态网络的拓扑结构与资源配置,可显著提升系统的抗干扰能力。此类研究多聚焦于枢纽选址与航线/路径规划,旨在通过增强网络连通性来分散风险。例如,Abbasi等^[87]针对海港多式联运网络,构建了多目标线性规划模型,量化了枢纽失效后的拥堵级联效应。Guo等^[88]

表 4 复合维度网络韧性的协同优化方法

Table 4 Multi-dimensional network resilience collaborative optimization methods

类型	作者	研究对象	优化目标	关键模型	核心约束	决策变量	求解算法	优化指标
恢复次序	Du等 ^[56]	城市轨道交通-地面公交	最大化联运系统的韧性度量函数、恢复能力	双层网络韧性优化模型	修复资源约束、修复时间约束、性能完全恢复约束	损坏站点的恢复顺序	遗传算法	恢复力、抵抗力
	Zou等 ^[81]	省内道路交通-电力系统网络	最大化预期的系统韧性提升	双层混合整数优化模型	预算限制、地理耦合、动态交通流约束、不确定性约束	灾前缓解和修复行动的资源分配以及灾后修复	二进制粒子群优化结合背包问题的启发式初始化算法	恢复力、抵抗力
	Zou等 ^[82]	城市交通网络-能源枢纽	最小化极端事件下整个能源枢纽的电力和热负荷削减总量	混合整数线性规划模型	电池SOC约束、交通时间动态性约束、多能源耦合约束	电动汽车预定位置,不同能源枢纽之间实时调度和路由。	基于场景的随机规划、求解器Gurobi	恢复性
应急疏散	Zhang等 ^[83]	城市轨道交通-地面公交	量化公交服务中断后的故障影响	改进的耦合映射格	耦合站点覆盖半径约束、信号传递强度约束、需求点覆盖约束	交通节点状态演化函数	无	鲁棒性/抵抗力
	Guo等 ^[84]	跨省区域铁路-道路-航空	最小化救援成本、最大化需求点覆盖;最小化从需求点到救援设施的时间	应急设施分配、合作覆盖模型	设施覆盖半径约束、建设成本约束、需求点覆盖约束	应急救援设施位置选择	混合型启发算法	恢复性
	Yang等 ^[85]	城市道路交通-轨道交通	最小化系统总疏散时间(总旅行时间和等待时间)	点队列、双队列流动动力学疏散模型	流量守恒方程、避难所容量限制、排队动力学约束、交互过程约束	疏散计划(路径、换乘等)	连续平均法顺序优化	恢复性
	Gan等 ^[86]	城市道路交通-电力网络	最小化交通网络的总运行成本以及电力网络中未服务的电力负荷成本	混合整数二次约束规划	用户均衡、电网潮流平衡、充电站容量限制、调度约束、路径流量约束	电动汽车的充电重新调度策略(路由和重新选择策略)	线性化技术、求解器	恢复性
交通效率	Abbasi等 ^[87]	海港地区道路交通-轨道交通	最小化运输成本、最小化气体排放等	混合整数多目标优化模型	流量守恒约束、容量约束、吞吐量限制、转运时间窗约束	路径流量、链路流量等	IBM商业求解器	恢复性
	Guo等 ^[88]	国家之间的多式联运运输方式	最小化多周期多模式运输的总运营成本(运输成本、中转成本和仓库建设存储成本)	考虑不确定性的鲁棒优化模型	路径流量可行性、仓库存储容量限制、多周期运输时间协调约束、换乘成本约束	仓库建设、货物存储、运输模式等	混合型启发式算法	恢复性
	Zhang等 ^[89]	货运系统中的多式联运枢纽网络	最小化枢纽网络建设和运输成本	两阶段鲁棒优化模型	单商品流约束、枢纽建设预算限制、旅行时间限制、容量协调限制	枢纽位置、运输路径等	改进的Benders分解算法	恢复力、抵抗力
	Zhang等 ^[90]	城市交通网络-电力网络	最小化最坏情况下的总运营成本、最小化交通网络的总旅行拥堵时间等	三层优化的混合整数线性模型	配电网络结构重构约束、网络流量平衡约束、用户均衡约束、维修时间约束	线路加固、发电机放置、交通灯状态等	列约束生成算法、子问题分解	恢复性

针对国家间多式联运系统,考虑了运输与仓储成本的不确定性,构建了鲁棒优化模型以确定最优的运输模式组合与仓库建设方案。Zhang等^[89]则进一步引入两阶段鲁棒优化框架,针对需求波动优化了联

运枢纽的层级布局,实现了建设成本与系统鲁棒性的最佳平衡。

(2) 应急状态下的多模式互补疏散

当突发事件导致某一模式瘫痪时,利用其他模

式进行客流分担与疏散是提升韧性的关键。Yang等^[85]基于动态系统最优原则,建立了协调私家车、公交与地铁的多模式疏散模型,利用点队列理论精细刻画了换乘节点的拥堵动态,证明多模式协同疏散效率远高于单一模式。为解决跨模式的故障识别难题,Zhang等^[83]为地铁-公交耦合网络构建了改进的耦合映射格子模型,综合考虑了地理邻近性与运营依赖性,有效降低了故障误判率,为精准疏散提供了决策支持。此外,Guo等^[84]针对跨区域救援,提出了空-铁-路协同的应急设施覆盖模型,利用航空运输的高速度弥补了地面交通受阻的缺陷。

(3)恢复阶段的协同优化

灾后恢复阶段的核心挑战在于如何协调不同模式的修复次序,以抑制级联失效的二次传播。Du等^[56]针对公交-地铁双层网络,发现优先修复连接度高且承担跨模式换乘功能的耦合节点,能最大化联运系统的整体恢复效率。他们构建了基于遗传算法的恢复序列优化模型,验证了协同修复策略优于各子系统独立修复。这种时序上的联动,本质上是利用了不同网络恢复速度的差异,通过快速恢复的网络如灵活的地面公交,暂时替代慢速恢复的网络如受损的地铁线路,从而保障基本的出行服务。

3.2.2 交通-关键基础设施耦合优化

现代交通系统高度依赖于电力、通信等外部关键基础设施的支撑,形成了跨领域的复杂耦合关系^[91-92]。与多式联运系统内部的协同关系不同,这种耦合更多体现为一种依赖关系,其韧性优化的核心在于保障在外部支撑系统受损时,交通系统仍能维持核心功能。随着新能源汽车的普及,电力-交通耦合网络成为研究焦点,此类耦合优化的研究正迅速成为热点,主要聚焦于以下2个层面。

(1)面向能源交互的规划与设计

在规划设计层面,优化的核心在于平衡交通流需求与电网负荷约束。Gan等^[86]构建了混合整数二次约束规划模型,在考虑交通用户均衡与电网潮流平衡的双重约束下,协同优化了充电站的布局与容量配置。该研究表明,考虑耦合效应的协同规划不仅能降低建设成本,还能显著增强系统应对极端负荷波动时的鲁棒性。Zhang等^[90]则进一步利用3层优化模型和列约束生成算法,针对最坏攻击场景,协同规划了线路加固与分布式电源配置方案,从结构上提升了耦合系统的防御能力。

(2)面向级联失效的动态响应与资源调度

在恢复响应层面,核心挑战在于如何在跨系统

级联失效的背景下进行资源的最优配置。Zou等^[81]较早建立了交通-电力耦合系统的双层随机规划框架,将灾前电网加固与灾后路网修复纳入统一决策体系,揭示了跨系统资源分配的协同增益。更具创新性的是,移动储能概念的引入为韧性提升提供了新思路。Zou等^[82]在极端事件背景下,将电动汽车视为可灵活调度的移动电源,构建了混合整数线性规划模型,优化其在不同能源枢纽间的路由与放电策略。这种方法巧妙地将交通系统的机动性转化为电力系统的应急供电能力,实现了从单向依赖到双向互济的转变。

(3)复杂系统耦合背景下的协同调度

由于跨系统耦合涉及多源异构数据,参数的不确定性呈指数级增加。为此,Liu等^[93]采用鲁棒优化模型,对影响系统韧性的要素(如公交线路规划、充电资源配置、乘客需求波动等)进行了优化设计。该模型在交通网络与基础设施系统韧性协同优化中呈现了鲁棒优化建模的典型范式。该方法通过动态调度变量进行适应性调整。模型目标函数利用鲁棒优化模型充分考虑到不确定性场景,为城市基础设施设计韧性优化提供了决策依据。

3.3 韧性优化方法评价

图7总结了韧性优化方法的发展脉络。从演进路径来看,韧性优化方法正经历着从单一系统的静态防御,向跨系统协同的动态响应转变;从基于经验的规则制定,向数据驱动的智能决策跨越。

3.3.1 韧性优化研究总结

通过对上述文献的梳理,可将韧性优化研究的核心要素归纳为2个层面。在优化目标层面,现有研究体现了从成本导向向韧性导向的转变。在常态预防阶段,目标多侧重于最小化建设加固成本或最大化网络连通度,体现了防御优先的思维;而在灾后恢复阶段,重心则迅速转向最小化累积性能损失或最小化总恢复时间。随着研究对象向复合网络扩展,多目标优化逐渐占据主导地位,旨在在有限的预算约束下,寻求提升系统韧性、维持日常运营效率与降低建设投资三者之间的最佳平衡点。

在建模与求解层面,为应对不同场景与不确定性,研究者采用了多样化的建模方法。混合整数规划及其变体构成了确定性模型的基础,但在处理参数不确定性时,鲁棒优化和两阶段随机规划通过解耦灾前预配置与灾后动态调度,成为解决极端场景失效问题的主要方式。对于涉及多步决策的恢复过程,动态规划和马尔可夫决策过程则被用于刻画时

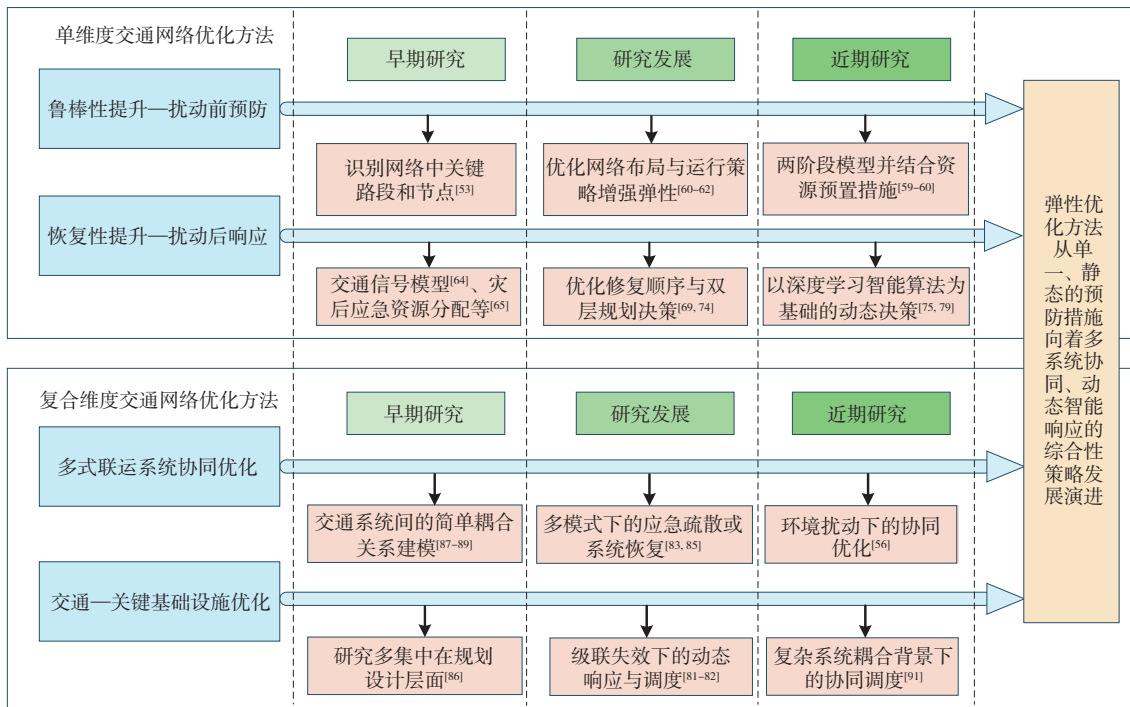


图7 韧性交通系统优化方法发展脉络

Fig. 7 Development trajectory of optimization methods for resilient transportation systems

序演化。然而,由于上述模型多属于NP-hard难题,求解策略面临精度与效率的权衡:Gurobi等精确求解器虽能保证中小规模问题的全局最优,但在面对大规模路网或复合网络时,遗传算法、粒子群优化等元启发式算法,以及Benders分解等分解算法,因其高效的搜索能力成为了处理大规模复杂耦合问题的必要手段。

3.3.2 核心挑战与瓶颈分析

尽管现有研究在理论框架上已趋于成熟,但在从理想化模型走向工程实践的过程中,仍面临数据、模型与计算3个层面的共性瓶颈。

首先是数据维度的异构融合瓶颈。高质量的数据是优化模型的基础,但单维度优化研究往往受限于缺乏真实的灾害场景数据与高精度的个体行为数据。在复合维度研究中,这一挑战升级为多源异构数据的融合难题:交通流数据、电力拓扑数据、气象信息与应急资源数据在时空尺度、数据格式和语义标准上存在巨大差异。这种严重的数据碎片化问题,导致跨系统协同优化往往缺乏统一的数据底座支撑,限制了模型参数的精准标定与验证。

其次是模型维度的动态耦合瓶颈。现有模型对复杂系统的刻画仍存在理想化假设。单维度优化常基于静态网络假设,难以捕捉灾变演化过程中的动态拥堵效应与级联失效传播;而复合维度模型对系

统间耦合关系的描述多停留在静态的拓扑连接层面,未能充分捕捉系统间非线性的功能级联与反馈机制。此外,单一的优化目标往往难以平衡交通、电力、市政等不同基础设施利益主体间的冲突,导致理论上的最优解在多方博弈的现实管理中难以落地。

最后是计算维度的实时决策瓶颈。韧性优化本质上是大规模、非凸、含高度不确定性的复杂优化问题。随着网络规模的扩大,特别是引入多式联运或跨系统耦合后,决策变量和约束条件呈指数级增长,导致计算复杂度爆炸。然而,应急响应往往要求在极短的黄金窗口期内给出决策方案。现有的精确算法难以满足秒级或分钟级的实时性要求,而启发式算法虽快但难以保证解的质量,这种计算效率与求解质量之间的内在矛盾,是制约韧性优化技术在线应用的核心障碍。

4 韧性评估与优化的协同范式

以上分别独立探讨了韧性评估与优化方法。然而在实际的韧性治理体系中,评估与优化并非孤立的环节,其根本价值在于构建一个从科学评估到精准优化的决策闭环。韧性评估的核心在于发掘系统的脆弱环节与性能瓶颈,其输出如脆弱性识别、性能曲线、失效概率等,直接构成了优化模型的关键输入,包括决策变量、约束条件或目标函数等。反之,

优化策略的实施会改变系统状态,这个新状态又成为下一轮动态评估的起点。二者的紧密耦合,确保了韧性提升策略的针对性、科学性与可度量性。本节旨在揭示这一协同机制,通过文献演进分析(图8)与理论映射梳理,构建二者深度耦合的协同范式。

4.1 评估与优化方法的协同演进分析

如图8所示,以时间为主线的文献热力图清晰地揭示了评估与优化方法的协同演进轨迹,二者在发文数量与研究热点上呈现出显著的阶段性同步特征。

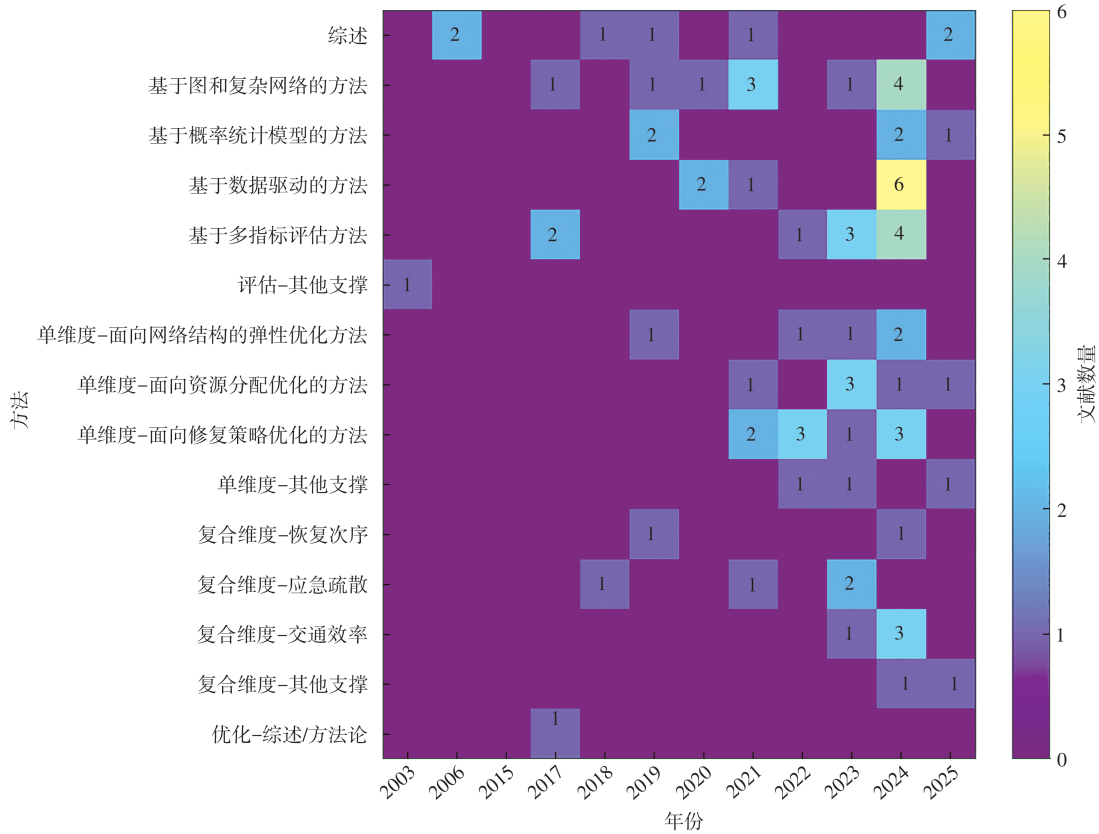


图8 韧性交通系统评估和优化方法文献发展总结

Fig. 8 Summary of literature development on assessment and optimization methods for resilient transportation systems

交通韧性研究在早期阶段主要集中于对交通网络拓扑结构的静态刻画,以及利用历史数据与统计特征对系统韧性进行简单描述,整体发文数量较少且主题分布相对分散。无论是评估方法还是优化策略,均未形成高密度的聚类区域,也未出现绝对主导的单一研究方法。随着研究推进,热力图呈现出明显的聚集趋势,韧性评估方法和优化方法的发文量同步增加。评估方面,基于图和复杂网络的方法在2021年达到一个高值,与此同时,面向修复策略的优化方法也在2021~2022年间呈现出高密度的分布。这一同步性揭示了该阶段的主流方式,即研究者广泛利用网络拓扑分析识别关键节点,并将其应用于制定灾后的修复次序与策略,实现了结构评估与修复决策的初步耦合。近3年,图谱右侧显著的亮色高值区域揭示了当前的研究爆发点。最为突出的特征是基于数据驱动的评估方法在2024年实现了快

速增长,同时复合维度下的交通优化以及资源分配策略也保持了极高的研究热度。这一现象表明,大数据与人工智能技术的成熟正在推动研究模式的深刻转型。评估端日益强大的数据感知与动态预测能力,为优化端实现更复杂、更精细的跨系统协同与资源调度提供了必要支撑。二者在时间维度上的高度重合,表明智能化评估已成为推动下一代精准化优化的核心驱动力。

4.2 从评估到优化的理论映射机理

韧性评估与优化策略之间的衔接并非简单的线性数据传递,其深层逻辑在于评估方法决定了优化模型的数学结构与求解边界。韧性评估的核心输出无论是脆弱性识别、不确定性量化,还是状态预测与性能度量,不仅仅是单纯的数据输入,更在理论层面定义了优化问题的决策变量、约束条件、时间粒度与目标函数。这种从状态刻画到决策空间的内在映射

机制,构成了评估指导优化的理论基石,具体体现在以下4个维度。

(1)基于图论的关键要素识别与决策变量空间界定

基于图论和复杂网络方法(如 Gao 等^[23]、Bell 等^[27]、Wang 等^[32]、王永岗等^[33])的核心逻辑在于通过拓扑分析识别网络的关键节点与瓶颈环节。这种评估方法对优化的理论指导意义在于降维与界定决策变量。在复杂的城市交通网络中,直接对整个交通网络进行优化搜索是 NP-hard 问题,计算成本极高。通过计算节点度、介数、聚类系数或网络效率等拓扑指标,评估方法能够精准定位那些一旦失效将导致网络连通性大幅下降的关键集合。在数学模型中,这实际上是将全网搜索的巨大解空间压缩为针对关键子集的优化问题,明确了网络加固或修复序列算法中的核心决策变量与搜索权重。例如,Bell 等^[27]使用容量加权谱分析识别网络瓶颈,这为程弛尧等^[62]通过增加核心节点连接来优化网络结构提供了明确的搜索空间约束。同理,Du 等^[56]在制定修复策略时,直接将评估得出的节点度与节点强度映射为恢复优先级的权重参数,从而将拓扑评估结论转化为了具体的优化求解路径。

(2)基于概率统计的不确定性量化与鲁棒可行域构建

基于概率统计方法(如 Nogal 等^[34-35]、Gao 等^[36]、Tang 等^[46])的核心优势在于刻画系统的随机性与因果依赖。其对优化的理论指导体现在构建机会约束与界定鲁棒可行域。该类方法利用贝叶斯网络或蒙特卡洛模拟,将系统韧性刻画为带有概率分布的风险函数^[66]。这种概率评估结果不仅仅是风险值的输出,更被转化为优化模型中的机会约束或分布鲁棒优化的不确定性集。这使得优化策略从传统的确定性优化转向了更符合现实的鲁棒优化或随机优化。决策者不再基于单一的确定性情景求解,而是在评估划定的概率可行域内,寻求满足特定可靠性水平(如 Wu 等^[70])或在最坏情景下(如 Zou 等^[73])表现最优的资源配置方案。例如,Tang 等^[46]和 Wang 等^[47]使用贝叶斯网络评估韧性,而 Sun 等^[66]则同样基于贝叶斯网络模型来优化资源分配决策,实现了评估与优化在方法论上的统一。

(3)基于数据驱动的状态预测与决策时域重构

基于数据驱动方法(如 Zang 等^[41-42]、Wang 等^[44])突破了静态评估的局限,其对优化的核心贡献在于重构决策时域与生成动态状态流。正如 Zang

等^[41]所指出的,缺乏先验数据的评估难以指导实时应急。深度学习与图神经网络通过挖掘多源实时数据(如 Hu 等^[39]、Zhang 等^[43])中的时空演化规律,生成了对系统未来状态的短时预测。这种预测能力在理论上支持优化模型采用滚动时域框架,将单次静态规划转化为序贯动态决策。实时预测的状态流成为了优化模型的动态输入,使得资源分配(如 Tao 等^[64])和修复调度(如 Zou 等^[73])能够根据交通流的实时演变进行闭环调整。例如,Wang 等^[44]利用 D-GCRN 模型对极端天气下交通韧性的精准预测,正是后续主动式引导与动态调度模型得以建立的先决条件,实现了评估预测与优化控制在时间维度上的实时闭环。

(4)基于多指标的目标函数构建与统一评价标尺

基于多指标方法,特别是基于“韧性三角形”^[22,52]或其衍生概念(如 Yin 等^[48]、Fang 等^[49]、Du 等^[56])的评估,其核心价值在于为优化模型构建目标函数与建立统一基准。该类方法将抽象的系统韧性概念形式化为性能曲线随时间变化的解析函数^[52]。这种数学表达直接定义了双层规划模型或多目标优化问题的上层目标函数。评估所采用的性能损失函数(韧性三角形面积),直接成为了优化算法试图最小化的对象。例如,在 Du 等^[56]、路庆昌等^[59]、Zhang 等^[72]以及毛新华等^[74]的研究中,优化目标被明确定义为最小化累积性能损失或最大化恢复速率,这完全依赖于多指标评估所建立的量化标尺。这种映射关系解决了不同修复策略难以在同一维度比较的理论难题,使得优化求解有了明确的、可量化的数学导向。

为了系统地阐明这一核心思想,表5详细梳理了4类评估方法与优化策略之间清晰的方法论映射关系,展示了不同评估方法的核心产出如何转化为优化模型中的具体理论要素,并列出了相应的指导维度与指导逻辑。

综上,表5清晰地揭示了评估方法与优化策略之间深层的理论耦合机制。4类评估方法不仅仅提供了数据层面的输入,更在本质上定义了优化模型的数学架构:基于图论的拓扑分析界定了优化的决策变量空间,将整个交通网络搜索降维为针对关键节点的精准施策;基于概率模型的风险量化构建了鲁棒优化的机会约束与不确定性集,确保了方案在波动环境下的可靠性;数据驱动的实时预测重构了优化的决策时域,赋予了系统动态响应与滚动调节

表 5 韧性评估方法与优化提升策略的对应关系
Table 5 Corresponding relationship between resilience assessment methods and optimization strategies

韧性评估方法	核心评估指标	优化策略类型	应用场景	核心指导维度	内在指导逻辑
基于图和复杂网络的方法	识别关键节点(节点度, 交通需求) ^[30]	网络结构优化、修复策略优化 ^[56]	网络抗毁性设计与加固	界定决策变量	评估识别的关键节点集合将整个交通网络的搜索空间降维至子集层面进行优化,明确了网络加固或修复序列算法中的核心决策变量与搜索权重
	识别网络瓶颈(容量加权谱分析) ^[27]	网络结构优化 ^[62]	关键链路增容与备份	约束解空间	利用谱分析定位的瓶颈环节,在数学上约束了拓扑优化问题的解空间,使针对性的增边/扩容策略成为可能
	节点/边故障模型;网络结构脆弱性 ^[23,26]	网络结构优化、修复策略优化 ^[61]	有限资源下的修复排序	确立优先次序	拓扑脆弱性指标提供了量化的适应度函数依据,指导优化算法在有限资源约束下优先处理高价值目标,实现计算效率最大化
	级联失效模型(CML);多式联运脆弱性 ^[33]	修复策略优化 ^[83-84]	防止跨区域级联崩溃	划定拓扑边界	级联失效评估划定了故障传播的拓扑边界,为多模态网络中的阻断策略提供了空间约束条件
基于概率统计模型的方法	贝叶斯网络评估韧性 ^[46-47]	资源分配优化 ^[66]	不确定扰动下的资源分配	构建机会约束	评估量化的贝叶斯风险分布,将不确定性转化为优化模型中的概率约束或机会约束,确保资源分配方案满足鲁棒性要求
	刻画不确定性如随机用户行为、随机恢复时间 ^[35]	修复策略优化 ^[70,73]	最坏情景防御	界定鲁棒可行域	随机参数的评估结果为修复调度模型划定了鲁棒可行域,指导策略寻找在最坏情景下的最优解
基于数据驱动的方法	基于深度学习预测时空韧性 ^[41-42,44]	修复策略优化 ^[73]	突发事件短时应急响应	重构决策时域	基于深度学习的短时预测提供了系统状态的先验认知,支持优化模型采用滚动时框架进行主动干预
	多源众包数据(OD数据)、交通流分析 ^[39,43]	修复策略优化 ^[75]	实时交通流疏导与管控	生成动态状态流	实时流数据分析将优化决策从静态规划转变为动态闭环控制,使得疏散路径规划能够实时响应交通流的演变
基于多指标评估方法	韧性三角形;性能损失积分;累积效益 ^[22,52]	网络结构优化 ^[59]	全周期恢复方案制定	构建目标函数	基于韧性三角理论定义了性能损失,并将其作为双层优化模型的目标函数
	韧性三角形;性能损失;累积效益 ^[22,52]	修复策略优化 ^[72,74]	多策略比选与综合评价	统一评价标尺	性能损失积分与累积效益率为多目标优化提供了标准化的数学形式,解决了修复调度中不同策略优劣难以量化比较的理论难题
	多指标(乘客需求、基础设施供应) ^[57]	网络结构优化(复合维度) ^[58]	供需失衡下的流量分配	参数化约束	供需耦合评估将多维指标转化为交通分配模型中的广义成本函数或阻抗参数,实现了从指标到模型参数的直接映射
	轨道交通-地面公交网络耦合;乘客旅行换乘行为 ^[29,55]	应急疏散(复合维度) ^[85]	大规模人群/车辆疏散	提供微观反馈	基于多智能体的微观行为评估为宏观疏散优化提供了底层反馈逻辑,通过迭代修正实现系统最优与用户均衡的统一

的能力;而以“韧性三角形”为核心的综合指标体系,则确立了统一的性能度量基准,为多目标优化提供了标准化的目标函数。这一系列严密的映射关系,构成了连接韧性状态感知与系统效能提升的内在逻辑,也为未来构建评估-优化一体化的交通韧性治理体系奠定了坚实的方法论基础。

5 韧性交通系统工程应用

理论模型的生命力最终须由其在复杂现实场景

中的解释力与指导作用来检验。本节将视角转向工程应用,从韧性的核心维度出发,剖析工程实践如何分别致力于主动增强系统的鲁棒性与动态加速系统的恢复性,并在此基础上归纳理论与实践之间的共性挑战。此举旨在弥合理论研究与工程实践之间的鸿沟,为未来城市交通系统向更高韧性与适应性演进,提供坚实的实证依据与决策支持。

5.1 以增强鲁棒性为导向的韧性提升

提升系统鲁棒性是韧性建设的第1道防线,其

核心在于通过前瞻性的规划与设计,在扰动发生前就赋予交通网络抵御冲击、规避单点故障的能力。这主要通过结构冗余、内在强化和灵活规划等方式实现。

5.1.1 结构冗余案例:上海地铁的“多线换乘”枢纽网络

单一换乘站如传统的两线十字换乘在一条线路发生重大故障时,极易导致大量乘客滞留,替代路径匮乏,形成网络瓶颈。上海地铁有意识地在核心区域规划了多个多线换乘枢纽,如世纪大道站(4线换乘)、龙阳路站(4线换乘)等。这并非简单的线路交汇,而是通过复杂的立体化设计,实现了不同线路站台间的便捷互联。当某条线路(如2号线)发生中断时,该策略并未直接修复故障,而是通过提供丰富的替代路径来抵抗中断带来的全网性影响。乘客可以便捷地换乘至4、6、9号线,通过绕行其他线路抵达目的地。这种设计极大地降低了系统恢复对单一故障点修复的依赖性。即使在2号线修复期间,整个网络依然能通过路径重构维持较高的可达性水平。此策略本质上是将线状的故障传播,转化为点状的局部影响,是一种典型的通过增加空间冗余度来提升系统韧性的策略。通过初期更高的建设成本,换取了运营期极高的系统可靠性和容错能力,避免了单点故障导致区域交通瘫痪的风险。

5.1.2 内在强化案例:日本新干线的地震韧性提升系统

日本新干线的韧性策略是内在强化的典范。日本地处地震带,高速行驶的新干线列车面临极高的地震脱轨风险。其韧性策略是一个深度集成的包含了监测、预警与自动执行功能的系统。首先,高架桥墩与轨道等基础设施均采用高级别抗震设计,从物理结构上提升了承受震动的能力。更关键的是,沿线密布的传感器能在地震P波到达时触发预警,在破坏性更强的S波到达前自动切断电源并紧急制动列车。该系统通过结构加固结合智能预警,旨在抵御冲击、规避最坏的脱轨后果,为后续的快速恢复奠定了基础。这体现了鲁棒性设计从被动的结构强化,向主动、智能化的风险规避体系的演进。

5.1.3 灵活规划案例:模块钢桥与动态车道管理

基础设施的鲁棒性也体现在其运营的灵活性上。在应急场景下,模块化应急桥梁是其典型体现。中国等国家的应急部门常备有标准化、预制化的钢桥组件,当永久性桥梁被毁后,可在数小时内快速架设起临时通道,以最快速度恢复生命线交通功能。

在日常运营中,美国金门大桥采用的移动式中央隔离墩系统,可通过专用车辆移动隔离墩,动态调整双向车道的数量以适应潮汐交通流。这种动态重构道路空间资源的能力,在日常运营中有效平抑了高峰拥堵,在紧急疏散时亦可用于快速开辟专用应急通道,从而增强了路网应对极端需求波动的鲁棒性。这表明,韧性不仅体现在物理结构的强度上,更体现在对动态需求的主动适应性上。

5.2 以加速恢复性为导向的韧性提升

当扰动不可避免地导致系统性能下降后,韧性的第2道防线——恢复性便成为关键。该阶段的实践核心在于通过先进技术与高效机制,实现对信息流与资源流的精准管控,从而在巨大的不确定性中加速系统秩序与功能的恢复。

5.2.1 信息与政策协同:引导需求侧的有序恢复

此层面的实践核心在于通过数据的感知、信息、政策的精准引导,来主动塑造和管理交通需求,从而减轻系统在压力下的负荷。

(1)信息的精准发布与闭环反馈

在应对极端天气或突发事件时,交通管理部门与高德、百度等地图服务商建立数据接口,将权威的积水点、管制路段等信息实时推送至用户导航界面。导航算法不仅主动为用户规划绕行路线,还鼓励用户上报实时路况,从而构成一个包含官方发布、用户反馈与官方核实的闭环信息系统。这种精准的信息引导通过有效管理出行需求,防止车辆涌入危险或拥堵区域,从而避免了因信息不对称引发的二次拥堵与系统性失效。

(2)基于政策干预的行为引导

应急响应有效性深层次地取决于对公众出行行为的成功干预。例如新加坡的动态拥堵收费系统,在发生交通事故等常态扰动时,会自动提升周边区域通行费率,通过经济杠杆引导出行者主动分流。而在飓风等极端灾害场景下,传统的单一最优疏散路径推荐往往因行为趋同而导致关键通道迅速过载,为此,美国部分州县采用分时段、分区域的滚动疏散策略,并通过与导航服务商合作发布差异化指令,有效打破了行为的同质化倾向。这些实践充分证明,韧性运营管理的核心已不再是单纯的设施管控,而是深入理解并主动引导“政策-行为”的动态交互过程。通过系统化的信息与政策工具塑造集体行为,是提升系统韧性的关键社会技术环节。

5.2.2 物理与组织协同:保障供给侧的快速恢复

此层面的实践聚焦于应急资源的有效组织与高

效执行,是恢复交通系统物理功能与服务能力的关键。

(1)数据驱动的资源调度与快速抢通

现代应急响应已转向数据驱动的精准确策。一方面,AI驱动的应急物流平台整合多源数据,通过运筹优化算法智能规划救援车队路径,构成了应急响应的决策支持核心。另一方面,国家层面的应急响应机制,以中国西藏定日县6.8级地震的应对为例,在国家最高级别应急响应启动后,交通与应急管理部门通过协同调度与连续作业,在24小时内恢复了G318等多条关键国省干线的双向通行,为后续救援力量的进入提供了先决条件。与此同时,国家层面的应急物资调配机制被激活,通过整合航空与公路运输资源,将全国战略储备库的物资迅速运抵灾区。该案例凸显了一个以统一指挥、跨部门联动和全国性资源调配为特征的应急体系,在快速恢复交通系统功能、保障后续救援方面的决定性作用。

(2)跨主体的协同机制与平台化运作

重大灾害的影响范围往往超越单一行政区划或管理机构,碎片化的响应会导致资源重复投入或出现救助盲区。2012年飓风桑迪袭击美国东海岸后,美国政府成立了桑迪区域基础设施复原力协调小组。该机制的核心创新在于建立了一个跨机构、跨州的协同平台,旨在整合联邦、州、地方各级政府和私营部门的力量。该平台在应急响应阶段,以灾难恢复和长期复原力为目标,开发了一套应急响应系统,实时跟踪全美范围内数千个恢复项目的进度。通过信息共享和可视化,该平台有效避免了不同机构间资源的重复投入和规划冲突,确保了救援和重建资金与努力的精准投放。此案例表明,韧性不仅源于物理设施的坚固,更源于治理体系的协同能力,制度化的多主体协同是将分散行动统一为高效合力的关键。

5.3 工程应用综合评价

尽管工程实践已取得显著进展,但理论模型与现实应用之间仍存在鸿沟,面临诸多挑战。首先是评估指标的理论与实践脱节问题。现有的理论研究多聚焦基于网络拓扑或性能曲线的抽象指标,而工程决策更关注关键设施可达性、出行时间及间接经济损失等具象结果,当前亟需构建将抽象拓扑韧性映射为具体服务与经济韧性的标准化体系。其次是数据融合面临挑战。跨系统韧性优化高度依赖交通、气象、电力等多维异构数据,但部门分割体制与底层标准差异造成的跨系统数据壁垒,严重制约了

跨域风险耦合分析的精度与协同管控施策的落地。除此之外,成本效益的深度不确定性制约了韧性投资。提升系统物理冗余通常需要巨额的前期投入,而极端扰动的高破坏与低频次特性使得传统基于概率期望的成本效益分析往往失效。如何在有限的公共资源约束下,引入鲁棒决策等应对深度不确定性的分析框架,从而科学量化韧性投资的长远经济价值,是推进工程化应用亟待攻克现实难题。

6 研究展望

针对当前研究在数据、模型与计算方面的瓶颈,以及理论指标与工程实践脱节的现实挑战,未来城市交通韧性研究应在理论深化、技术革新与系统平台构建等方面寻求重点突破。

6.1 物理-社会耦合的韧性评估与建模理论构建

现有评估多基于静态物理拓扑与理想化假设,未来理论需向物理设施、社会行为与信息网络动态耦合的综合评估演进。具体需在2个方向取得突破。其一,发展基于多层网络理论的跨系统级联失效分析。城市交通高度依赖能源、通信等关键基础设施,未来需构建涵盖多系统的多层网络模型,精确定量层间依赖强度,精准识别引发系统性崩溃的关键耦合节点。其二,探索融合行为动力学的系统演化建模。将公众恐慌、从众等非理性行为,以及社交媒体舆情传播等社会因素内生,突破单一理性的静态假设,更真实地复现灾时交通需求的动态演化与跨域影响规律。

6.2 数据驱动与人工智能的主动式韧性优化方法

面对深度不确定性,优化方法亟需从依赖确定性模型的被动应急响应,转向基于预测的主动式干预。一方面,发展基于深度强化学习的自适应控制策略。通过多源数据训练智能体,使其具备自主学习并执行最优动态管控(如信号配时、动态潮汐车道等)的能力,赋予交通系统主动维持与快速恢复的自愈能力;另一方面,构建面向未知扰动的生成式AI与预案生成技术。引入对抗网络或扩散模型生成极端复合扰动情景,结合多智能体博弈框架进行策略演练,将韧性规划从应对已知推向探索未知,极大拓展决策者的风险视野。

6.3 数字孪生赋能的智慧韧性治理平台

先进理论与方法的落地,高度依赖于数字孪生提供的双向交互智慧治理中枢。首先,需利用知识图谱与隐私计算(如联邦学习)等技术,打破跨部门数据壁垒,实现交通、气象、电力等多模态异构数据

的安全融合与语义互联;其次,构建虚实交互的闭环管控系统。在孪生平台中进行大规模、无风险的系统压力测试与预案推演,通过物理世界采集反馈数据以修正孪生模型,推动韧性管理从离线的静态规划提升至在线的、具备自我演进能力的智慧化治理。

6.4 评估与优化的深度一体化与智能决策支持

为破解理论模型与工程实践脱节的难题,未来应致力于评估与优化的深度一体化设计。其核心在于加强物理模型与人工智能方法的融合,利用强大的模式识别能力处理海量数据,同时用成熟的物理模型为其提供因果约束与可解释性,以克服单纯数据驱动方法的黑箱缺陷,增强决策者信任并提升泛化能力。在此基础上,依托高保真数字孪生平台构建评估、优化、执行、再评估的动态闭环决策系统,实现多重冲突目标下的快速迭代,最终为城市管理者提供一套可视、可控、可交互的智能决策支持工具。

7 结 语

(1)本文梳理了韧性交通治理的发展脉络,揭示了评估技术从基于图论的静态拓扑分析向数据驱动的动态时空感知演进的必然趋势,同时归纳了优化策略从单一维度的结构加固向跨系统耦合协同治理转型的演进路径。在此基础上,本文构建了将状态诊断与效能提升紧密关联的理论闭环框架,在理论层面澄清了评估与优化之间的因果映射机制。

(2)本研究成果在实践层面为城市管理者与交通规划者提供了一套可操作的决策指南。通过明确如何依据特定的评估指标精准匹配相应的工程手段,本研究可应用于未来智慧城市的交通生命线规划、应急预案编制以及防灾减灾资源配置,将韧性理念切实转化为城市规划建设与运行维护的底层逻辑。

(3)尽管当前该领域研究成果丰硕,但现有的韧性治理体系仍面临着模型理想化与现实复杂性之间的鸿沟。具体表现在:一方面,现有评估方法往往难以精准捕捉多物理系统间的非线性级联失效特征;另一方面,现有优化策略在面对极端不确定性灾害及人类行为异质性时,仍显现出泛化能力不足与落地困难的局限。

(4)面向未来,后续工作建议从以下3个方向重点突破:一是深化物理机理与人工智能的融合,利用数字孪生等手段构建高保真虚拟试验场;二是在评估体系中引入因果推断以增强可解释性,并在优化

模型中融合强化学习以提升系统的自适应能力;三是加强多学科交叉与产学研协同创新。最终推动城市交通治理从被动式应急响应向主动式风险预见与系统自愈发生根本性跨越,为构建安全、高效、韧性的现代城市提供坚实保障。

参考文献:

Reference:

- [1] ZHOU Y M, WANG J W, YANG H. Resilience of transportation systems: Concepts and comprehensive review [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(12): 4262-4276.
- [2] WEI S M, PAN J H. Resilience of urban network structure in China: The perspective of disruption [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(12): 796.
- [3] WANG H, LIU Z, ZHOU Y. Assessing urban resilience in China from the perspective of socioeconomic and ecological sustainability [J]. *Environmental Impact Assessment Review*, 2023, 102: 107163.
- [4] 杨扬,陈君婷,姚恩建,等. 时变需求下综合客运枢纽集群对外交通网络韧性评估方法 [J]. *交通运输工程学报*, 2026, 26(2): 155-169.
YANG Yang, CHEN Jun-ting, YAO En-jian, et al. Resilience evaluation method of external transportation network of integrated transit hub cluster under time-varying demand [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26(2): 155-169.
- [5] CAO Y P, ZHOU B, CHUNG C Y, et al. Resilience-oriented coordinated topology reconfiguration of electricity and drainage networks with distributed mobile emergency resources [J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2025, 16(1): 786-800.
- [6] 温佳年,危丽燕,张望欣,等. 考虑电力设施失效的区域路网桥梁震后修复决策方法 [J]. *交通运输工程学报*, 2025, 25(6): 61-74.
WEN Jia-nian, WEI Li-yan, ZHANG Wang-xin, et al. A post-earthquake repair decision method for bridges in regional Road networks considering power facility failures [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2025, 25(6): 61-74.
- [7] XU G Y, WANG J W, HUANG G Q, et al. Data-driven resilient fleet management for cloud asset-enabled urban flood control [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 19(6): 1827-1838.
- [8] VALI-SIAR M M, ROGHANIAN E. Sustainable, resilient and responsive mixed supply chain network design under hybrid uncertainty with considering COVID-19 pandemic disruption [J]. *Sustainable Production and Consumption*, 2022, 30: 278-300.
- [9] WANG J W, DOU R L, MUDDADA R R, et al. Management of a holistic supply chain network for proactive resilience: Theory and case study [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, 125: 668-677.
- [10] DATOLA G. Implementing urban resilience in urban planning:

- A comprehensive framework for urban resilience evaluation [J]. *Sustainable Cities and Society*, 2023, 98: 104821.
- [11] HE Y X, ZIO E, YANG Z M, et al. A systematic resilience assessment framework for multi-state systems based on physics-informed neural network [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2025, 257: 110866.
- [12] LENG J W, SHA W N, LIN Z S, et al. Blockchain smart contract pyramid-driven multi-agent autonomous process control for resilient individualised manufacturing towards Industry 5.0 [J]. *International Journal of Production Research*, 2023, 61(13): 4302-4321.
- [13] PAN Y N, WU Y M, LAM H K. Security-based fuzzy control for nonlinear networked control systems with DoS attacks via a resilient event-triggered scheme [J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2022, 30(10): 4359-4368.
- [14] MURRAY-TUITE P M. A comparison of transportation network resilience under simulated system optimum and user equilibrium conditions [C]//IEEE. *Proceedings of the 2006 Winter Simulation Conference*. New York: IEEE, 2006: 1398-1405.
- [15] WAN C P, YANG Z L, ZHANG D, et al. Resilience in transportation systems: A systematic review and future directions [J]. *Transport Reviews*, 2018, 38(4): 479-498.
- [16] LI S P, ZHOU Y M, ZHANG F N. Interdependency in transportation system resilience: Review and discussion [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2025, 140: 104618.
- [17] BI W, MACASKILL K, SCHOOLING J. Old wine in new bottles? Understanding infrastructure resilience: Foundations, assessment, and limitations [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2023, 120: 103793.
- [18] CALVERT S C, SNELDER M. A methodology for road traffic resilience analysis and review of related concepts [J]. *Transportmetrica A: Transport Science*, 2018, 14 (1/2): 130-154.
- [19] REGGIANI A, NIJKAMP P, LANZI D. Transport resilience and vulnerability: The role of connectivity [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2015, 81: 4-15.
- [20] AYDIN N Y, DUZGUN H S, WENZEL F, et al. Integration of stress testing with graph theory to assess the resilience of urban road networks under seismic hazards [J]. *Natural Hazards*, 2018, 91(1): 37-68.
- [21] 蔡英凤,王 诚,孙晓强,等. 面向异构商用车队的鲁棒性增强型模糊预测控制方法 [J]. *交通运输工程学报*, 2026, 26 (4): 288-303.
- CAI Ying-feng, WANG Cheng, SUN Xiao-qiang, et al. Towards a robustness-enhanced fuzzy predictive control method for heterogeneous commercial vehicle fleets [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26 (4): 288-303.
- [22] BRUNEAU M, CHANG S E, EGUCHI R T, et al. A framework to quantitatively assess and enhance the seismic resilience of communities [J]. *Earthquake Spectra*, 2003, 19 (4): 733-752.
- [23] GAO Y, WANG J W. A resilience assessment framework for urban transportation systems [J]. *International Journal of Production Research*, 2021, 59(7): 2177-2192.
- [24] MORELLI A B, CUNHA A L. Measuring urban road network vulnerability to extreme events: An application for urban floods [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2021, 93: 102770.
- [25] WEI M, XU J G. Assessing road network resilience in disaster areas from a complex network perspective: A real-life case study from China [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2024, 100: 104167.
- [26] ZHANG L, WEN H Y, LU J, et al. Vulnerability assessment and visualization of large-scale bus transit network under route service disruption [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2020, 88: 102570.
- [27] BELL M G H, KURAUCHI F, PERERA S, et al. Investigating transport network vulnerability by capacity weighted spectral analysis [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2017, 99: 251-266.
- [28] GANIN A A, MERSKY A C, JIN A S, et al. Resilience in intelligent transportation systems (ITS) [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 100: 318-329.
- [29] XU P C, LU Q C, XIE C, et al. Modeling the resilience of interdependent networks: The role of function dependency in metro and bus systems [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2024, 179: 103907.
- [30] WANG B, SU Q, CHIN K S. Vulnerability assessment of China-Europe Railway Express multimodal transport network under cascading failures [J]. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 2021, 584: 126359.
- [31] JIANG J C, WU L X, YU J Q, et al. Robustness of bilayer railway-aviation transportation network considering discrete cross-layer traffic flow assignment [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 127: 104071.
- [32] WANG L J, ZHANG S C, SZŰCS G, et al. Identifying the critical nodes in multi-modal transportation network with a traffic demand-based computational method [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2024, 244: 109956.
- [33] 王永岗,王龙健,刘志岗,等. 多模式复合交通网脆弱性测度 [J]. *交通运输工程学报*, 2023, 23(1): 195-207.
- WANG Yong-gang, WANG Long-jian, LIU Zhi-gang, et al. Vulnerability metrics of multimodal composite transportation network [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(1): 195-207.
- [34] NOGAL M, HONFI D. Assessment of road traffic resilience assuming stochastic user behaviour [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2019, 185: 72-83.
- [35] NOGAL M, MORALES NÁPOLES O, O'CONNOR A. Structured expert judgement to understand the intrinsic

- vulnerability of traffic networks [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2019, 127: 136-152.
- [36] GAO W, HU X W, WANG N H. Resilience analysis in road traffic systems to rainfall events: Road environment perspective [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 126: 104000.
- [37] FARAHMAND H, YIN K, HSU C W, et al. Integrating climate projections and probabilistic network analysis into regional transport resilience planning [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 133: 104229.
- [38] 侯宗昊, 李 钢. 考虑动态接收效率的机场枢纽震后物资接收性能评估[J/OL]. *交通运输工程学报*, 2026, <https://doi.org/10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.028>.
- HOU Zong-hao, LI Gang. Evaluation of material receiving performance of airport hub after earthquake considering dynamic receiving efficiency [J/OL]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, <https://doi.org/10.19818/j.cnki.1671-1637.2026.028>.
- [39] HU S H, WANG K L, LI L Y, et al. Multi-crowdsourced data fusion for modeling link-level traffic resilience to adverse weather events [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2024, 112: 104754.
- [40] PENG Q, BAKKAR Y, WU L P, et al. Transportation resilience under Covid-19 Uncertainty: A traffic severity analysis [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2024, 179: 103947.
- [41] ZANG D, WEI C G, ZHAO J Y, et al. Predictive resilience assessment featuring diffusion reconstruction for road networks under rainfall disturbances [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 138: 109317.
- [42] ZANG D, DING Y J, ZHAO J Y, et al. Predictive resilience assessment of road networks based on dynamic multi-granularity graph neural network [J]. *Neurocomputing*, 2024, 601: 128207.
- [43] ZHANG Y C, ZHAO H P, QIU H Y, et al. Dynamic assessment of postdisaster road network vulnerability using crowdsourced traffic data [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 126: 104021.
- [44] WANG H W, PENG Z R, WANG D S, et al. Evaluation and prediction of transportation resilience under extreme weather events: A diffusion graph convolutional approach [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 115: 102619.
- [45] GHADAMI A, DOERING C R, DRAKE J M, et al. Stability and resilience of transportation systems: Is a traffic jam about to occur? [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2022, 23(8): 10803-10814.
- [46] TANG J Q, HEINIMANN H, HAN K, et al. Evaluating resilience in urban transportation systems for sustainability: A systems-based Bayesian network model [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 121: 102840.
- [47] WANG N X, WU M, YUEN K F, et al. Urban transportation system long-term resilience assessment using multi-dimensional dynamic Bayesian network [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 136: 104427.
- [48] YIN K, WU J J, WANG W P, et al. An integrated resilience assessment model of urban transportation network: A case study of 40 cities in China [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2023, 173: 103687.
- [49] FANG C, CHU Y Z, FU H R, et al. On the resilience assessment of complementary transportation networks under natural hazards [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2022, 109: 103331.
- [50] YANG Z H, WANG H, CHEN B. Assessment of urban waterlogging-induced road traffic safety risk and identification of its driving factors: A case study of Beijing [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2024, 183: 104080.
- [51] NICKDOOST N, SHOOSHTARI M J, CHOI J, et al. A composite index framework for quantitative resilience assessment of road infrastructure systems [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 131: 104180.
- [52] NAN C, SANSAVINI G. A quantitative method for assessing resilience of interdependent infrastructures [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2017, 157: 35-53.
- [53] GANIN A A, KITSACK M, MARCHESE D, et al. Resilience and efficiency in transportation networks [J]. *Science Advances*, 2017, 3(12): e1701079.
- [54] 徐鹏程, 路庆昌, 李 静, 等. 韧性视角下高速公路网络拥堵特性分析[J]. *中国公路学报*, 2024, 37(10): 196-208.
- XU Peng-cheng, LU Qing-chang, LI Jing, et al. Analyzing congestion characteristic of expressway network from perspective of resilience [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2024, 37(10): 196-208.
- [55] LIU B, LIU X Y, YANG Y, et al. Resilience assessment framework toward interdependent bus-rail transit network: Structure, critical components, and coupling mechanism [J]. *Communications in Transportation Research*, 2023, 3: 100098.
- [56] DU Q, ZONG X Y, LI Y, et al. Resilience optimization of bus-metro double-layer network against extreme weather events [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 135: 104378.
- [57] WANG N X, WU M, YUEN K F. A novel method to assess urban multimodal transportation system resilience considering passenger demand and infrastructure supply [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 238: 109478.
- [58] MA W X, LIN S C, CI Y S, et al. Resilience evaluation and improvement of post-disaster multimodal transportation networks [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2024, 189: 104243.
- [59] 路庆昌, 刘 鹏, 徐 标, 等. 运营事件下基于韧性的地铁网络保护决策优化[J]. *交通运输工程学报*, 2023, 23(3): 209-220.

- LU Qing-chang, LIU Peng, XU Biao, et al. Resilience-based protection decision optimization for metro network under operational incidents [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(3): 209-220.
- [60] YIN Y Q, XU X R, WANG D J, et al. Two-stage recoverable robust optimization for an integrated location - allocation and evacuation planning problem [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2024, 182: 102906.
- [61] WANG Y, WANG J W. Measuring and maximizing resilience of transportation systems for emergency evacuation [J]. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2020, 67(3): 603-613.
- [62] 程驰尧, 牟能冶. 基于后向加边算法的城市轨道交通网络弹性优化研究[J]. *交通运输工程与信息学报*, 2022, 20(4): 88-99.
- CHENG Chi-yao, MU Neng-ye. Resilience optimization of urban rail transit network based on posteriorly adding algorithm [J]. *Journal of Transportation Engineering and Information*, 2022, 20(4): 88-99.
- [63] LI Z X, YIN J T, CHAI S M, et al. Optimization of system resilience in urban rail systems: Train rescheduling considering congestions of stations [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2023, 185: 109657.
- [64] TAO W, WANG Z Z, LIU C J, et al. Resilience assessment and enhancement of urban road networks subject to traffic accidents: A network-scale optimization strategy [J]. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2024, 28(4): 494-510.
- [65] HOSSEINI Y, KARAMI MOHAMMADI R, YANG T Y. Resource-based seismic resilience optimization of the blocked urban road network in emergency response phase considering uncertainties [J]. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2023, 85: 103496.
- [66] SUN H L, LAN H J, HE Z L, et al. Dynamic resilience assessment and multi-objective optimization decision-making for urban roadway tunnel system in the face of fire disaster [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2025, 155: 106120.
- [67] 马飞, 赵成勇, 孙启鹏, 等. 重大公共卫生灾害主动限流背景下城市轨道交通网络集成韧性[J]. *交通运输工程学报*, 2023, 23(1): 208-221.
- MA Fei, ZHAO Cheng-yong, SUN Qi-peng, et al. Integrated resilience of urban rail transit network with active passenger flow restriction under major public health disasters [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2023, 23(1): 208-221.
- [68] ZAMANIFAR M, HARTMANN T. Decision attributes for disaster recovery planning of transportation networks; A case study [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2021, 93: 102771.
- [69] SASAI K, CHOUINARD L E, POWER G J, et al. Accounting for traffic disturbance in road infrastructure management: Optimal maintenance and rehabilitation planning for the society [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2024, 183: 104040.
- [70] WU Y Y, HOU G Y, CHEN S R. Post-earthquake resilience assessment and long-term restoration prioritization of transportation network [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 211: 107612.
- [71] PEI S S, ZHAI C H, HU J, et al. Resilience assessment and enhancement of interdependent transportation-healthcare system: A spatial accessibility approach [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2024, 128: 104090.
- [72] ZHANG M Y, YANG X J, ZHANG J, et al. Post-earthquake resilience optimization of a rural "road-bridge" transportation network system [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2022, 225: 108570.
- [73] ZOU Q L, CHEN S R. Resilience-based recovery scheduling of transportation network in mixed traffic environment: A deep-ensemble-assisted active learning approach [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, 215: 107800.
- [74] 毛新华, 王建伟, 袁长伟, 等. 基于韧性最优的灾后公路网修复调度研究[J]. *中国公路学报*, 2022, 35(6): 289-298.
- MAO Xin-hua, WANG Jian-wei, YUAN Chang-wei, et al. Restoration scheduling for post-disaster road networks based on resilience optimization [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2022, 35(6): 289-298.
- [75] YAIBOK C, SUWANNO P, PORNBUNYANON T, et al. Synergizing flood risk and road network dynamics for optimized evacuation strategies [J]. *Asian Transport Studies*, 2024, 10: 100137.
- [76] LIU P, KOROVIN I, GORBACHEV S, et al. Multi-agent based optimal equilibrium selection with resilience constraints for traffic flow [J]. *Neural Networks*, 2022, 155: 308-317.
- [77] 郝新军, 毛新华, 谭晓燕, 等. 基于强化学习的灾后公路网修复决策研究[J]. *中国公路学报*, 2023, 36(8): 292-304.
- HAO Xin-jun, MAO Xin-hua, TAN Xiao-yan, et al. Post-disaster highway network restoration decision based on reinforcement learning [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2023, 36(8): 292-304.
- [78] GUO X Q, DU Q, LI Y, et al. Cascading failure and recovery of metro-bus double-layer network considering recovery propagation [J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2023, 122: 103861.
- [79] YAO K S, CHEN L, CHEN S R. Time-evolving traffic resilience performance forecasting during hazardous weather toward proactive intervention [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2025, 253: 110521.
- [80] 杨忠振, 张尔卓, 杜怡颖, 等. 基于文献计量的多式联运物流工程研究综述[J]. *交通运输工程学报*, 2026, 26(2): 1-23.
- YANG Zhong-zhen, ZHANG Er-zhuo, DU Yi-ying, et al. Review of multimodal transport logistics based on bibliometrics [J]. *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, 2026, 26(2): 1-23.
- [81] ZOU Q L, CHEN S R. Enhancing resilience of interdependent

- traffic-electric power system [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2019, 191: 106557.
- [82] ZOU X, WANG Y, STRBAC G. A resilience-oriented pre-positioning approach for electric vehicle routing and scheduling in coupled energy and transport sectors [J]. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 2024, 39: 101484.
- [83] ZHANG L, XU M, WANG S A. Quantifying bus route service disruptions under interdependent cascading failures of a multimodal public transit system based on an improved coupled map lattice model [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2023, 235: 109250.
- [84] GUO J N, DU Q, HE Z G. A method to improve the resilience of multimodal transport network: Location selection strategy of emergency rescue facilities [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 161: 107678.
- [85] YANG X, BAN X J, MITCHELL J. Modeling multimodal transportation network emergency evacuation considering evacuees' cooperative behavior [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2018, 114: 380-397.
- [86] GAN W, WEN J F, YAN M Y, et al. Enhancing resilience with electric vehicles charging redispatching and vehicle-to-grid in traffic-electric networks [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2024, 60(1): 953-965.
- [87] ABBASI M, CONSILVIO A, GIGLIO D. A multi-objective optimization approach for disruption management in an intermodal freight transport network [J]. *Transportation Research Procedia*, 2024, 78: 410-417.
- [88] GUO F, XU Y, HUANG Z H, et al. Collaborative optimization of routing and storage strategy of multi-period multimodal transport in an uncertain environment [J]. *Computers & Operations Research*, 2024, 167: 106676.
- [89] ZHANG H F, YANG K, DONG J J, et al. Two-stage robust multimodal hub network design under budgeted demand uncertainty: A Benders decomposition approach and a case study [J]. *Computers & Operations Research*, 2025, 174: 106882.
- [90] ZHANG Y C, DING Z L. Full-time scale resilience enhancement strategies for an integrated electricity-gas-transportation coupled system [J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2023, 117: 63-86.
- [91] 陈长坤,王思琪,孙凤琳,等. 城市关联基础设施多层网络韧性评估模型 [J]. *中国安全科学学报*, 2024, 34(5): 204-213.
CHEN Chang-kun, WANG Si-qi, SUN Feng-lin, et al. A resilience assessment model for multilayer networks of urban interdependent infrastructure [J]. *China Safety Science Journal*, 2024, 34(5): 204-213.
- [92] XUE Y S, YU X H. Beyond smart grid: Cyber-physical-social system in energy future [point of view] [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2017, 105(12): 2290-2292.
- [93] LIU Z S, YU B, ZHANG L, et al. Resilience enhancement of multi-modal public transportation system via electric bus network redesign [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2025, 193: 103810.