文章编号:1673-0291(2026)01-0095-09 **DOI**:10.11860/j.issn.1673-0291.20250004

韧性视角下城轨交通关键车站识别与恢复顺序优化

刘 杰[1,2],李周宇[1],石庄彬[1],王宇浩[1],何明卫[1]
(1.昆明理工大学 交通工程学院,昆明 650031;2.剑桥大学 工学院,剑桥 CB2 1PZ)

摘 要:针对城市轨道交通网络因车站失效导致的运营中断风险问题,提出一种基于加权耦合映像格子(Coupled Map Lattice,CML)模型与改进模拟退火算法的系统韧性优化方法.首先,综合考虑车站度值、站间客流与进出站客流,构建加权CML模型以准确模拟车站失效后的城市轨道交通网络的级联失效过程,并基于此过程计算结构性能和服务性能指标以量化系统韧性;然后,分别建立以最小化韧性累积损失为目标的关键车站识别模型和以最大化恢复效率为目标的失效车站恢复顺序优化模型,为提升求解算法的鲁棒性和搜索效率,设计引入动态退火率与混合扰动策略的改进模拟退火算法进行求解.最后,以武汉地铁网络为案例进行优化研究.研究结果表明:相较于传统的基于单一指标(度值、区间客流或进出站客流)识别方法,所提关键车站识别模型与算法识别出的关键车站(多为具有大客流的非换乘站)在失效时引起的网络性能下降幅度高出7%~13%;恢复顺序优化模型和算法可使系统恢复效率提升3%~7%,验证了所提方法在提升网络抗毁性与恢复能力方面的有效性.

关键词:交通运输规划与管理;关键车站识别;恢复顺序优化;耦合映像格子;网络韧性
中图分类号:U121 **文献标志码**:A

Critical station identification and recovery sequence optimization in urban rail transit under a resilience perspective

LIU Jie[1,2], *LI Zhouyu*[1], *SHI Zhuangbin*[1], *WANG Yuhao*[1], *HE Mingwei*[1]
(1.Faculty of Transportation Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650031, China;
2.Department of Engineering, University of Cambridge, Cambridge CB2 1PZ, UK)

Abstract: To address operational disruption risks in urban rail transit networks arising from station failures, this study proposes a systematic resilience optimization methodology based on a weighted coupled map lattice (CML) model integrated with an improved simulated annealing algorithm. First, by comprehensively incorporating station degree, inter-station passenger flows, and boarding/alighting volumes, a weighted CML model is constructed to accurately simulate cascading failure processes following station disruptions. Structural and service performance metrics derived from this simulation

收稿日期:2025-01-09;**修回日期**:2025-05-01
基金项目:国家自然科学基金(52102378);云南省基础研究计划(202401AT070382, 202301AU070052);欧洲地平线玛丽居里行动计划(101034337)
Foundation items: National Natural Science Foundation of China(52102378); General Project of Basic Research Program of Yunnan Province (202401AT070382, 202301AU070052); European Union's Horizon Research and Innovation Program under the Marie Skłodowska - Curie(101034337)
第一作者:刘杰(1993—),四川凉山人,副教授,博士.研究方向为交通运输规划与管理.**email**: liu_jie521188@163.com.
通信作者:何明卫(1981—),四川巴中人,教授,博士,博士生导师.**email**: kmhmw@kust.edu.cn.

引用格式:刘杰,李周宇,石庄彬,等.韧性视角下城轨交通关键车站识别与恢复顺序优化[J].北京交通大学学报,2026,50(1):95-103.

LIU Jie, LI Zhouyu, SHI Zhuangbin, et al.Critical station identification and recovery sequence optimization in urban rail transit under a resilience perspective[J].Journal of Beijing Jiaotong University,2026,50(1):95-103.(in Chinese)

are then employed to quantify system resilience. Subsequently, two optimization models are established: A critical station identification model aimed at minimizing cumulative resilience loss, and a recovery sequence optimization model for failed stations designed to maximize restoration efficiency. To enhance algorithmic robustness and search efficiency, an improved simulated annealing algorithm featuring dynamic cooling rates and hybrid perturbation strategies is developed. Finally, the Wuhan Metro network serves as a case study for empirical validation. Results demonstrate that, compared to traditional single-indicator-based methods (such as those relying solely on station degree, inter-station flow, or boarding/alighting flow), the critical stations identified by the proposed model (primarily high-flow non-transfer stations) induce 7% to 13% greater network performance degradation upon failure. Moreover, the recovery sequence optimization model and algorithm yield a 3% to 7% improvement in restoration efficiency, validating the effectiveness of the proposed approach in enhancing network robustness and recovery capacity.

Keywords: transportation planning and management; critical station identification; recovery sequence optimization; coupled map lattice; network resilience

在城市化进程加速和城市人口持续增长的背景下,城市轨道交通网络的规模日益庞大,已成为城市公共交通系统的重要组成部分.然而,城市轨道交通网络时常遭受人为因素和自然灾害的影响(如:操作失误、设备损坏、恶意破坏、地震、洪水和暴雨等),导致其线路运营中断和车站停止运营,给城市公共交通系统运营和居民出行带来严重影响.因此,提高城市轨道交通网络的韧性和抗干扰能力,已成为当前城市公共交通系统发展的重要课题.

在轨道交通网络研究领域,诸多学者做出了贡献,文献[1-2]分别从脆弱性、鲁棒性等维度评估其抗风险能力,文献[3-4]从韧性维度评估其抗风险能力.其中脆弱性和鲁棒性侧重于网络应对风险时的抵御能力,韧性还涉及了网络的恢复能力.文献[5]最早将韧性引入生态学,用于表征生态系统对外部自然因素和人为因素的抗干扰能力和恢复能力.随后,文献[6]又将韧性引入电力供应领域,文献[7]将韧性引入交通运输领域.在交通领域,文献[8]定义网络韧性体现了网络在干扰下保持或迅速恢复正常状态的能力.学者常采用Space L或Space P方法将复杂的实体网络转化为便于研究的抽象网络,文献[9-10]采用平均集聚系数评估网络的性能,文献[11-12]则采用网络效率和最大连通子图相对大小等指标来评估.此类方法虽能刻画结构韧性,却忽视了客流需求对功能韧性的影响.对此,部分学者从乘客出行角度研究交通网络韧性,揭示需求侧韧性的重要性.例如,文献[13]使用乘客负载和乘客延误作为网络系统性能指标评估了铁路网络的韧性;文献[14]采用一天内的客流延误作为韧性评估指标评估网络韧性,结果表明在交通系统性能分析中,考虑客流与需求相较于单纯考虑网络拓扑,结果更合理与准确.因此,为体现网络的实际运营特征,文献[15]将客流需求和能力引入交通网络韧性的研究中,提升了韧性评估的合理性与准确性.在轨道交通实际运营过程中,车站/区间故障后必然影响其他车站的正常运营.因此,如何构建合理的模型,体现站点之间的相互作用及站点失效引发的级联失效效应,是准确评估轨道交通网络韧性的基础.研究者构建了不同的级联失效模型,以评估轨道交通网络的韧性.例如,文献[16]考虑系统初始平衡状态、负载匹配和基于容量的负载重分配,提出了级联故障模型;文献[17]基于加权耦合映像格子(Coupled Map Lattice,CML)模型构建了北京地铁空间客流加权网络,通过模拟攻击不同重要节点对比网络稳定性演化.然而,已有级联失效模型多从网络结构耦合角度建模,对站点间客流耦合考虑不足.除轨道交通网络韧性评估外,部分学者开展了关键车站识别研究和站点失效下的恢复研究.在关键车站识别研究中,文献[18]运用改进的CML模型研究上海地铁级联失效,基于节点强度、介数等静态指标识别关键站点并开展网络失效仿真;文献[19]通过定义网络拓扑冗余和流量功能冗余指标,构建综合评价体系识别了关键车站.现有文献多依据网络静态指标(度值、介数等)识别网络中的关键车站,并未从系统优化的角度构建优化模型准确识别对网络性能产生严重影响的车站.在失效车站顺序的研究中,文献[20]构建了以网络韧性最大为主问题,阻抗最小为子问题的轨道交通网络双层优化模型,并采用遗传算法求解该模型;文献[21]提出了城市轨道交通车站恢复顺序的三层优化模型,中下层确定脆弱

性车站组合,上层考虑预算限制和恢复期间的韧性指标以优化车站恢复顺序,并采用改进的遗传算法求解该模型.在车站顺序优化的相关研究中,学者通过构建优化模型并设计相应算法,确定了车站失效后的最佳恢复顺序.

上述文献分析表明,现有CML建模尚未充分考虑站点间的客流耦合特征,导致难以准确反映轨道交通网络的级联失效过程.同时,在基于网络韧性识别关键车站的研究中,静态网络性能指标(度值、介数等)被广泛用于识别网络中的关键车站,但由于缺乏优化建模方法确定关键车站,导致难以识别最大程度令网络韧性降低的车站集合.为此,在已有CML模型的基础上,本文考虑网络的结构耦合和客流耦合关系构建了加权CML模型,并结合网络结构性能和服务性能构建加权指标评估网络的韧性.进而,从影响网络韧性的全过程出发,分别针对网络性能下降过程和恢复过程,构建了关键车站识别优化模型及车站失效后的恢复顺序优化模型.采用改进的模拟退火算法对优化模型进行求解,从而提升了网络抵抗力和恢复力两个方面的韧性.

1　基于CML模型的网络韧性评估

1.1　车站耦合性

CML模型可描述复杂网络的时空动力学过程,在多个领域应用广泛.在交通领域,它可用于分析交通网络的级联失效现象,模拟因网络中某个节点失效而引发其相邻节点相继失效的动态传播机制.CML模型考虑了节点之间的耦合效果,每个节点的状态会受到相邻节点的影响,因而能较好地体现级联失效的扩散特性.以“客流中断后交通方式选择不变性”为核心假设,即车站失效时,原计划采用城市轨道交通出行的乘客,仍会选择轨道交通出行,不会临时切换至其他交通方式.文献[22-24]认为在该假设下,原计划在故障车站进站或出站的乘客通常会选择在相邻站点乘车或出站.同时,文献[17-20]也大量采用车站度值及站间客流分别从网络结构和车站间客流交互角度体现车站间的耦合性.因此,采用车站度值、站间客流和进出站客流衡量车站间的耦合关系.

车站度值量化相邻节点的直接连接数,体现了站点在网络结构中的重要程度.站点度值越大,与其直接相连的车站数目越多,其能影响的车站数就越大.车站度值表达式为

$$K_i=\sum_j a_{ij} \tag{1}$$

式中:K_i为车站i的度值;a_{ij}为邻接矩阵,当车站i与车站j直接相连时,$a_{ij}=1$,否则,$a_{ij}=0$.

站间客流反映相邻车站在实际运营中的动态交互强度,弥补了纯拓扑分析的不足.高客流区间失效会引发相邻站点负载突变,因此通过站间客流体现相邻车站的客流耦合性,站间客流表达式为

$$f_{ij}=\sum_{o\in S}\sum_{d\in S,\,o\neq d} v_{od}\delta_{od}^{ij} \tag{2}$$

式中:f_{ij}为从车站i到车站j的站间客流;v_{od}为从车站o到车站d的乘客人数;δ_{od}^{ij}为0-1值,如果从车站o到车站d的乘客经过车站i到车站j的站间区间,$\delta_{od}^{ij}=1$,否则,$\delta_{od}^{ij}=0$.

进出站客流作为OD(起讫点)服务强度的核心指标,其异常中断将触发乘客需求向邻近站点的动态迁移,进而导致局部服务容量超载.因此,进出站客流反映了出行需求转移诱发的级联服务压力,也是车站客流耦合性的重要体现,进出站客流表达式为

$$l_i=l_i^{\text{in}}+l_i^{\text{out}} \tag{3}$$

式中:l_i为车站i的进出站客流;l_i^{in}为车站i的进站客流;l_i^{out}为车站i的出站客流.

1.2　加权CML模型

CML模型将时间和空间变量离散化,采用车站状态值$x_i(t)$量化车站在t时刻的运营状况,通过更新车站状态来反映网络的动力学特征和规律.基于式(1)至式(3),构建加权CML模型表达式为

$$x_i(t+1)=\left|\begin{aligned}&(1-\varepsilon_1-\varepsilon_2-\varepsilon_3)f\left(x_i(t)\right)+\varepsilon_1\sum_{j=1,j\neq i}^{N}a_{ij}\frac{f\left(x_j(t)\right)}{K_i}+\\&\varepsilon_2\sum_{j=1,j\neq i}^{N}a_{ij}\left(f_{ij}+f_{ji}\right)\frac{f\left(x_j(t)\right)}{\sum_j\left(f_{ij}+f_{ji}\right)}+\varepsilon_3\sum_{j=1,j\neq i}^{N}a_{ij}l_j\frac{f\left(x_j(t)\right)}{\sum_j l_j}\end{aligned}\right| \tag{4}$$

式中:i的取值范围为$1,2,\cdots,N$;$x_i(t+1)$表示车站i在$t+1$时刻的状态,该状态为车站运营状态指标,当$x_i(t+1)\geqslant 1$时,车站i故障无法运营,反之,车站正常运营;$\varepsilon_1,\varepsilon_2,\varepsilon_3$为耦合系数,分别表示车站度值、站间客流和进出站客流之间的耦合强度;为保证车站状态不受单一条件的影响,应保证$\varepsilon_1,\varepsilon_2,\varepsilon_3\in(0,1)$且$\varepsilon_1+\varepsilon_2+\varepsilon_3<1$;$l_j$为与车站$i$相邻车站的进出站客流.

$f(x)$为CML模型的映射函数,其表达式为

$$f(x)=bx(1-x) \tag{5}$$

式中:当$0\leqslant x\leqslant 1$时,$0\leqslant f(x)\leqslant 1$,参考文献[22],选取$b=4$.

$x_i(t)$、$x_j(t)$分别为车站v_i、v_j在t时刻的状态,其中初始车站状态由车站的初始客流f_i和容量c_i决定,其表达式分别为

$$x_i(0)=\frac{f_i(0)}{c_i} \tag{6}$$

$$c_i=w_i h_i \tag{7}$$

式中:w_i为车站所在线路的列车能力;h_i为车站所在线路的单位小时发车数.

系统运行的任何时刻,可为车站施加扰动,模拟车站由于客流急剧增加、设备设施故障等导致的车站失效.例如,在$t+1$时刻,为车站i施加一个扰动$D(D>1)$.此时,车站的状态为$x_i(t+1)+D$,车站状态大于1,处于失效状态.在$t+2$时刻,所有与车站i邻接的车站都受到外部干扰的影响,依据式(4)计算此时邻接车站的状态,判定状态大于1的车站为新的失效车站,并依据级联失效传播过程继续计算下一时刻车站的状态,直至级联失效传播过程结束.

1.3 网络韧性评估指标

车站失效后,网络中的最短路径随之改变,平均最短路径长度增加.对此,可采用网络效率指标反映网络的运输效率.同时,车站失效后,部分乘客出行的OD对处于中断状态,无法采用城市轨道交通网络出行.因此,从网络拓扑结构和网络乘客服务两个角度提出网络效率和采用城市轨道交通网络出行的乘客占比两个指标评估网络性能,其表达式分别为

$$P_1(t)=\frac{1}{N(N-1)}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}\frac{1}{d_{ij}(t)} \tag{8}$$

$$P_2(t)=\frac{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}\delta_{ij}(t)v_{ij}(t)}{\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1,j\neq i}^{n}v_{ij}(t)} \tag{9}$$

式中:$P_1(t)$和$d_{ij}(t)$分别为城市轨道交通网络在t时刻的网络效率及车站i到车站j的最短路长度;$P_2(t)$和$v_{ij}(t)$分别为t时刻可采用城市轨道交通网络出行的可服务乘客比例及从车站i到车站j的乘客数目;当$\delta_{ij}(t)=1$时,车站i到车站j存在连通的城市轨道交通网络路径,乘客可采用城市轨道交通网络出行;相反,$\delta_{ij}(t)=0$时,从车站i到车站j的乘客无法采用城市轨道交通网络出行.

为综合考虑网络的结构性能和服务性能,对两个指标加权求和以综合评估网络的性能,其表达式为

$$P(t)=\alpha P_1(t)+(1-\alpha)P_2(t) \tag{10}$$

其中,取$\alpha=0.5$.

2 关键车站识别和恢复顺序优化

2.1 网络韧性评估

在网络韧性研究中,通常采用系统性能在干扰期间的累积性能损失值来评估网络的韧性.网络系统性能变化过程如图1所示.图1中:①横轴t是时间,纵轴$Q(t)$是系统性能指标;q_0是正常性能水平,q_1是失效后最低性能水平;t_0,t_1,t_2分别是失效起始、性能最低、性能恢复完成的时间点.②当t_0时刻发生外部干扰时,网络的性能开始下降,并在t_1时刻下降至最低点.③随后网络的性能由于施加网络修复措施逐渐上升,于t_2时刻恢复至正常运营状态.④从t_0到t_1为网络性能下降过程,从t_1到t_2为网络性能恢复过程,两过程分别对应阴影区域面积1和阴影区域面积2.由图1可知:网络抵抗干扰的能力体现在t_0至t_1的性能下降过程中,该时间段内阴影区域面积1越小(累积性能下降值越低),网络抗干扰能力越强;网络的恢复能力体现在t_1至t_2的性能恢复过程中,与抗干扰能力类似,该时间段内阴影区域面积2越小(性能累积损失值越少),网络恢复能力越强.

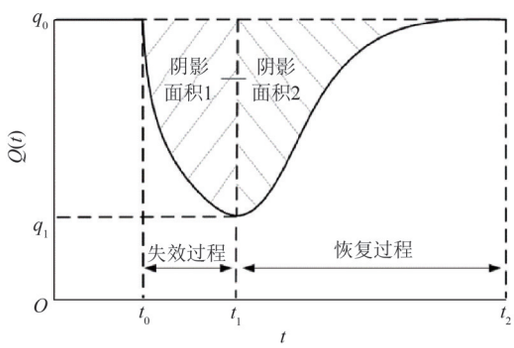


图1 网络性能变化过程

Fig.1 Network performance change process

拟识别关键车站以提升网络的抵抗力,优化失效车站的恢复顺序以增强网络的恢复力,以此提升网络的韧性:一方面,关键车站识别模型以最小化网络性能下降阶段的累积损失为目标,通过精准识别对网络冲击最大的关键车站集合,提升网络抗干扰能力(抵抗力增强);另一方面,恢复顺序优化模型以最小化网络恢复阶段的累积损失为目标,通过动态规划失效车站修复优先级,加速网络功能恢复(恢复力增强).两

者分别对应网络韧性中的“抵御-恢复”两阶段特性,从全局视角提升城市轨道交通网络的韧性.

2.2　关键车站识别模型

在城市轨道交通网络系统中,相同数量但不同的车站集合失效对网络影响的差异显著.基于式(4)、式(5)构建优化模型,以识别一定数量下使网络性能降幅最大的关键车站集合,目标函数表达式为

$$\min Z=\frac{\int_{t_0}^{t_1}P(\delta,t)\mathrm{d}t}{t_1-t_0} \tag{11}$$

其约束条件表达式为

$$x_j=\begin{cases}1 & x_j\notin\delta\\ 0 & x_j\notin\delta\end{cases} \tag{12}$$

$$\sum_{j=1}^{N}x_j=U \tag{13}$$

式中:Z表示在时间区间$[t_0,t_1]$内网络性能的平均降幅;$P(\delta,t)$为失效过程中网络性能在t时刻的值;t_0和t_1分别为车站开始失效的时刻及网络级联失效扩散结束网络性能下降至最低点的时刻;约束式(12)中,δ为初始失效车站集合,如果车站j失效,则δ中包含车站j,否则,车站j不在集合内,限制决策变量x_j为0-1变量,即$x_j\in\{0,1\}$, $j=1,2,\cdots,N$;约束式(13)对失效车站数目进行约束,其中,U为给定的失效车站数目;式(4)、式(5)为式(11)的约束.

2.3　级联失效后失效车站恢复顺序优化模型

在城市轨道交通网络修复过程中,相同失效车站集合会因修复顺序不同,对网络韧性产生不同的影响,构建如下优化模型以最大化车站恢复过程中的网络韧性.恢复过程将失效车站从故障状态重置为初始状态,且修复后车站容量完全恢复.模型聚焦于恢复顺序的全局优化,不考虑复杂的网络动态演化过程.目标函数表达式为

$$\max R=\int_{t_1}^{t_2}P(Y,t)\mathrm{d}t \tag{14}$$

其约束条件表达式为

$$Y=\{y_1,y_2,\cdots,y_i\}\quad i\in S \tag{15}$$

$$y_i\neq y_j\ \forall i,j\in S;\ i\neq j \tag{16}$$

式中:R表示恢复韧性指标;$P(Y,t)$为恢复过程中网络性能在t时刻的值;t_1和t_2分别为车站开始修复的时刻及网络恢复正常运营的时刻;Y为失效车站的恢复顺序集合;M表示需恢复车站的数量;$S=(s_1,s_2,\cdots,s_M)$为恢复的车站集合;y_i为失效车站s_i的恢复顺序,且$y_i\in[1,M]$, $i\in S$;约束式(16)表明恢复顺序中不能有重复取值.

2.4　改进的模拟退火算法

由于构建的目标函数为黑盒函数,无法采用精确算法进行求解,故采用启发式算法求解.在此,采用改进的模拟退火算法求解优化模型,其灵感源于固体退火过程中的原理,主要用于在解空间中寻找全局最优解.相较于传统的模拟退火算法,设计的优化算法主要有3方面的改进:设置动态退火率,在探索阶段(初期)保留更多的温度,确保更广的搜索范围,在收敛阶段(后期)加速冷却,快速找到最优解;添加混合策略,依据随机概率添加大幅扰动策略和小幅扰动策略,小幅扰动策略有助于微调解,大幅扰动策略避免陷入局部最优解;无改进则重启算法,记录无改进迭代次数,若大于设定的无改进次数阈值则重启算法,通过多次重启再次提高找到全局最优解的概率.改进后的算法有5个步骤.

步骤1:初始化.设置算法的初始参数,包括生成一个初始解作为当前解和当前最优解,设定较高的初始温度,并确定温度下降的退火速率函数.

步骤2:生成与评估新解.基于当前解,按一定概率选择扰动策略,生成一个新解.随后计算新解的目标函数值,评估其质量,并判断是否优于当前最优解.

步骤3:依准则接受新解.若新解更优,则直接接受其为当前解;若新解较差,则依据Metropolis准则,以与当前温度和目标函数恶化程度相关的概率决定是否接受,以避免陷入局部最优.接受新解后重置“未改进次数”计数器;若拒绝,则增加该次数.

步骤4:更新与降温.检查未改进次数是否超过预设阈值.若超过,则进入降温环节,按照设定的退火速率函数降低温度.随着温度下降,算法接受劣解的概率逐渐减小,搜索过程趋于稳定.

步骤5:重复执行步骤2至步骤4,构成迭代循环.在每次循环或降温后,检查是否满足终止条件(如达到最大迭代次数或温度低于阈值).满足条件时停止迭代,输出当前最优解作为最终结果.

3　案例分析

3.1　案例背景

武汉市是中国中部地区的中心城市,其城市规模和人口数量居全国前列.截至2019年4月,武汉城轨交通系统涵盖了9条运营线路,共设有190个车站,整个运营网络的总长度达319.87 km,平均每天为近300万人次提供服务,约占武汉市公共交通总客运量的40%.武汉城轨交通系统在缓解城市交通

拥堵方面发挥了重要的作用.

3.2 案例分析

3.2.1 网络级联失效分析及韧性评估

设定失效车站数目为5个,分别按度值顺序、站间客流顺序和进出站客流顺序3种方式令车站失效(按度值失效,选取度值前5的车站;按站间客流失效,选取相邻区间客流总和前5的车站;按进出站客流失效,选取进出站客流总和前5的车站),并依据相同的顺序依次恢复失效车站,模拟车站失效和恢复过程.同时计算失效和恢复过程中网络的性能指标值,分析网络性能动态变化过程.为避免模型参数对实验结果的影响,CML模型参数$\varepsilon_1,\varepsilon_2,\varepsilon_3$取值均为0.25,扰动$D=2$.失效过程中,级联失效过程每传播一次的时间步长为1,恢复过程中,修复一个车站的时间步长为1,依次记录每个时间步长下的网络加权性能指标值,绘制出网络性能变化过程如图2所示.

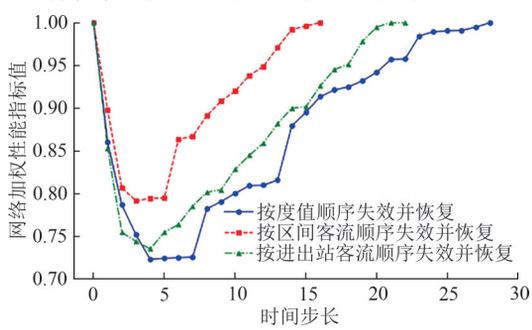


图2 3种不同失效和恢复方式下网络性能变化过程

Fig.2 Network performance changes under three different failure and recovery modes

由图2可知:按区间客流顺序失效时,级联失效仅扩散了3个时间步长,按度值顺序或进出站客流顺序失效时,级联失效扩散了4个时间步长;按车站度值顺序令车站失效,级联失效后网络的性能降幅最大,而按进出站客流顺序令车站失效,网络性能的累积下降值最大,这是由于度值和进出站客流较大的车站通常是换乘车站,它们与更多的车站邻接,当这些车站失效后,会加速级联失效过程的传播,造成更大面积的网络瘫痪;相比之下,区间客流较大的车站多聚集于单一线路中,此类车站失效大概率会影响同一线路上的车站,而对其他线路上的车站影响较小;对于度值大的换乘站,应加强设备设施维护和监控,确保其正常运行,对于区间客流或进出站客流大的车站,应优化客流组织和管理,提高车站应对客流冲击的能力.

为探究耦合系数ε和扰动系数D对研究结果产生的影响,按度值顺序选取5个初始失效站点进行参数敏感性分析,为后续优化模型选择参数提供依据.扰动系数D的取值以1为初始值,以0.5步长递增,以此构建不同强度的外部扰动场景;耦合系数灵敏度分析采用动态平衡调整策略(选定某一系数进行正向调节时,其他两个系数同比例减少,确保总耦合度不变).耦合度系数的调节范围为[0,0.8],调整步长为0.1.系数敏感性分析结果如图3所示.

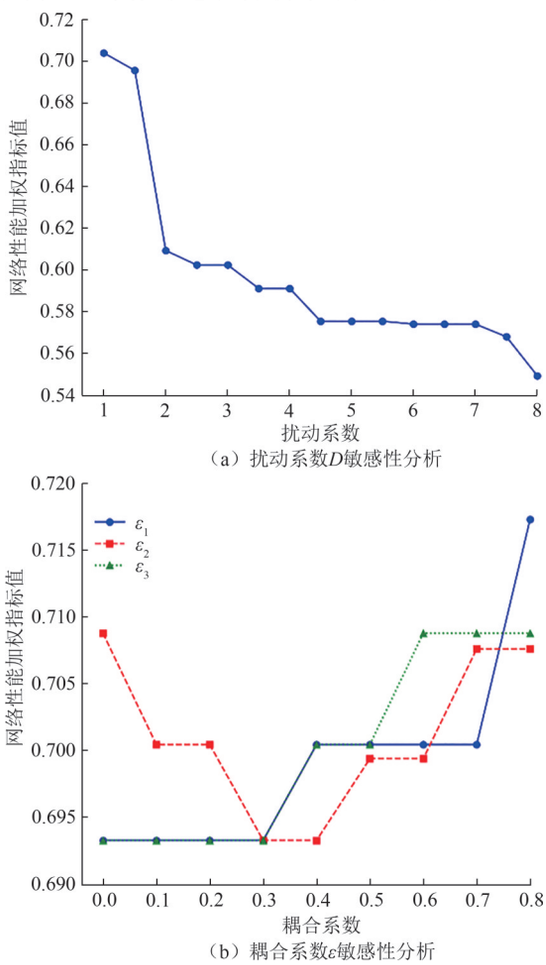


图3 系数敏感性分析

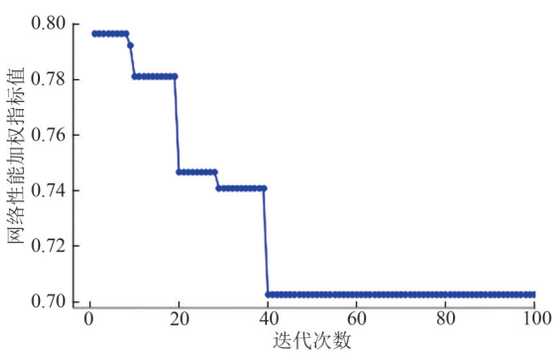
Fig.3 Sensitivity analysis of coefficients

由图3可知:随着扰动系数D的逐步增大,网络性能加权指标值呈现出明显的单调递减趋势;扰动系数在[1,2]时,网络性能下降程度差异大,当扰动系数D大于2时,网络性能下降的程度趋于平缓,不再出现明显的性能下降突变;耦合系数ε的变化对网络加权性能指标的影响相对较小(网络韧性范围为0.692~0.718),由此导致的指标变化幅度大致在0.00~0.02,表明ε在实验中对网络性能的整体影响较弱,各部分耦合性对网络影响的程度大致相同.

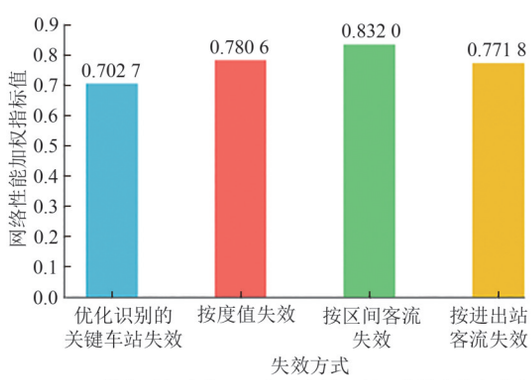
3.2.2 关键车站识别优化

初始失效车站不同,网络的级联失效扩散情况不同,对网络性能的影响也存在显著差异.根据网

络级联失效分析及韧性评估结果,3种失效方式中以度值顺序失效并恢复的方式导致网络性能的降幅最大.然而,此类失效方式并未采用优化建模手段来识别关键车站,难以保证所选车站一定是网络中的关键车站.因此,运用改进的模拟退火算法求解关键车站识别优化模型,确定初始失效车站数目为5个时的关键车站集合.CML模型参数设置为:$D=2$,$\varepsilon_1=\varepsilon_2=\varepsilon_3=0.25$.算法参数设置为:初始温度100,初始退火率为0.95,动态退火率基于迭代次数更新,迭代次数100次,未改进次数达到重启算法的阈值为10次,大幅扰动和小幅扰动策略接受概率分别为0.5,关键车站识别优化算法迭代过程及优化结果对比如图4所示.



(a) 关键站点识别优化算法迭代过程



(b) 单位时间内按不同方式失效后的网络性能加权指标值

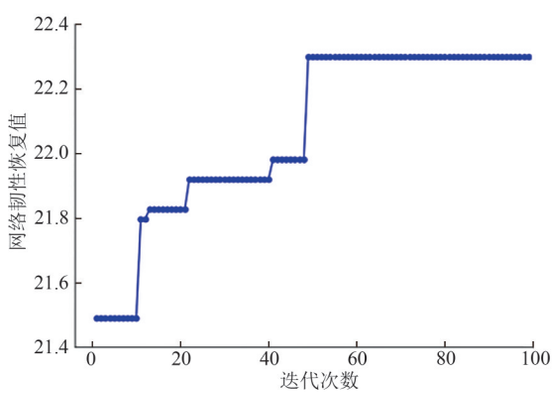
图 4　关键车站识别优化算法迭代过程及优化结果对比

Fig.4　Iterative process of critical stations identification optimization algorithm and comparison of optimization results

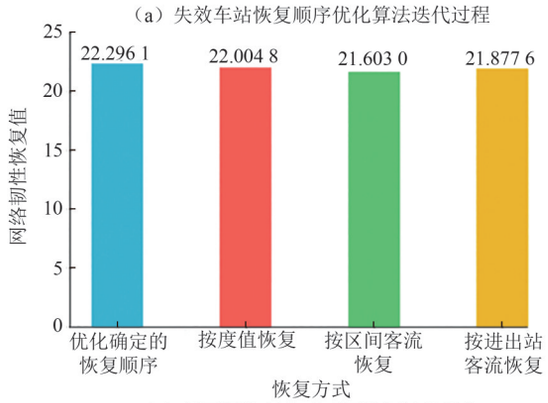
由图4可知:与按度值、站间客流和进出站客流顺序失效方式相比,优化模型和算法确定的5个初始失效车站会导致网络性能下降至初始值的70%(即下降30%),降幅最大;优化算法求解的关键车站为中田二路(线路1)、中南路(线路2,换乘站)、双墩(线路3)、罗家港(线路4)、竹叶山(线路8),这些车站大多为非换乘车站,但区间客流和进出站客流相对较大;这一最大降幅特征与关键车站的客流属性共同表明,在客流耦合级联失效分析中,仅从网络结构角度考虑车站的重要性可能已无法满足分析需求.因此,为有效识别关键车站,应综合车站结构与客流特征评估其重要性.

3.2.3　失效车站恢复顺序优化

车站失效后,不同车站恢复顺序的恢复效果存在差异.在此,选取以度值顺序发生级联失效后的24个车站作为需恢复的车站集合,采用改进的模拟退火算法求解构建的优化模型以优化失效车站的恢复顺序.算法参数设置为:初始温度100 ℃,初始退火率为0.95,动态退火率基于迭代次数更新,迭代次数100次,未改进次数达到重启算法的阈值为10次,大幅扰动和小幅扰动策略接受概率分别为0.5,失效车站恢复顺序优化算法迭代过程及优化结果对比如图5所示.



(a) 失效车站恢复顺序优化算法迭代过程



(b) 按不同恢复方式后网络韧性恢复值

图 5　失效车站恢复顺序优化算法迭代过程及优化结果对比

Fig.5　Iterative process and comparative results of the optimization algorithm for recovery sequence of failed stations

4种不同恢复顺序下,基于时间步长的网络性能变化过程如图6所示.

由图6可知:按优化顺序修复失效车站时,网络性能指标上升最快,从而减少了车站失效对网络运营的影响;提出的优化模型和算法在提升网络韧性方面优势明显,能更好指导车站修复.

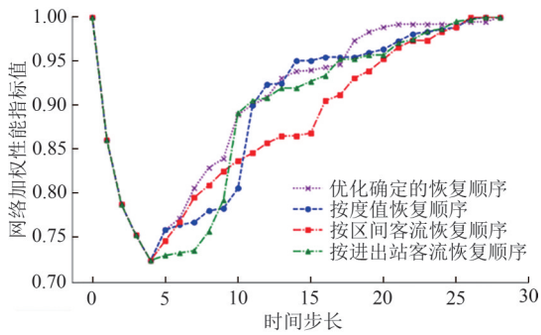


图 6 4种不同恢复顺序下的网络性能变化过程

Fig.6 Changes of network performance under four different recovery sequences

4 结论

1）按度值、区间客流和进出站客流3种顺序令车站失效时，按度值顺序令车站失效会最大幅度地降低网络加权性能指标值（反映网络的脆弱性），而基于进出站客流顺序令车站失效则会使网络在失效过程中的韧性累积损失值最大（反映网络的韧性）.该结果从一定程度上反映了高连接度的换乘车站和高进出站客流车站会严重影响网络的性能表现，在日常运营中应加强此类车站的运营管理与客流防控.

2）相较于常用的基于度值、区间客流和进出站客流确定的关键车站，所提出的优化方法确定的关键车站是更为脆弱的车站，这类车站失效时的网络性能降幅更为显著.这表明所提模型和算法可有效识别网络中的关键车站集合，为城市轨道交通的日常运营防护提供依据.

3）相较于按度值、区间客流和进出站客流的恢复顺序，优化模型和算法求解的失效车站恢复顺序能使网络指标上升速度最快，从而最大程度地提升网络的恢复力.这一结果揭示了城市轨道交通网络恢复过程中不同恢复策略会显著影响系统韧性的提升，同时也验证了所提出的用于失效车站恢复的模型与算法的有效性.

参考文献（References）：

[1] YANG Y, LIU Y, ZHOU M, et al. Robustness assessment of urban rail transit based on complex network theory: A case study of the Beijing Subway[J]. Safety Science, 2015, 79: 149－162.

[2] SUN L, HUANG Y, CHEN Y, et al. Vulnerability assessment of urban rail transit based on multi-static weighted method in Beijing, China[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2018, 108: 12－24.

[3] BESINOVIC N. Resilience in railway transport systems: A literature review and research agenda[J]. Transport Reviews, 2020, 40(4): 457－478.

[4] 陈锦渠，张帆，彭其渊，等.大客流下城市轨道交通站点韧性评估及划分[J].安全与环境学报，2022，22(6)：2994－3002.
CHEN Jinqu, ZHANG Fan, PENG Qiyuan, et al. Resilience assessment and partition of an urban rail transit station under large passenger flow[J]. Journal of Safety and Environment, 2022, 22(6): 2994－3002.(in Chinese)

[5] HOLLING C S. Resilience and stability of ecological systems[J]. Annual Review of Ecology and Systematics, 1973, 4: 1－23.

[6] WANG Y, CHEN C, WANG J, et al. Research on resilience of power systems under natural disasters: A review[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2015, 31(2): 1604－1613.

[7] ZHOU Y, WANG J, YANG H. Resilience of transportation systems: Concepts and comprehensive review[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(12): 4262－4276.

[8] FRECKLETON D, HEASLIP K, LOUISELL W, et al. Evaluation of resiliency of transportation networks after disasters[J]. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, 2012, 2284(1): 109－116.

[9] LI Y, SHANG Y, YANG Y. Clustering coefficients of large networks[J]. Information Sciences, 2017, 382: 350－358.

[10] 谌微微，张富贵，赵晓波.轨道交通线网拓扑结构模型及节点重要度分析[J].重庆交通大学学报（自然科学版），2019，38(7)：107－113.
CHEN Weiwei, ZHANG Fugui, ZHAO Xiaobo. Topo-logical structure model and node importance analysis of rail transit network[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science), 2019, 38(7): 107－113.(in Chinese)

[11] 叶青.基于复杂网络理论的轨道交通网络脆弱性分析[J].中国安全科学学报，2012，22(2)：122－126.
YE Qing. Vulnerability analysis of rail transit based on complex network theory[J]. China Safety Science Journal, 2012, 22(2): 122－126.(in Chinese)

[12] 李冰玉，秦孝敏.城际铁路线网站点及线路的脆弱性分析[J].中国安全科学学报，2013，23(5)：108－113.
LI Bingyu, QIN Xiaomin. Study on vulnerability of inter-city rail net stations and sections to attack[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(5): 108－113.(in Chinese)

[13] ADJETEY-BAHUN K, BIRREGAH B, CHÂTELET E, et al. A model to quantify the resilience of mass railway

transportation systems[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2016, 153: 1－14.

[14] VOLTES-DORTA A, RODRÍGUEZ-DÉNIZ H, SUAU-SANCHEZ P. Vulnerability of the European air transport network to major airport closures from the perspective of passenger delays: Ranking the most critical airports[J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2017, 96: 119－145.

[15] 韩宝明, 王莹, 张琦, 等. 高速铁路网络系统中心性的车站综合分级方法[J]. 北京交通大学学报, 2018, 42(1): 69－74.
HAN Baoming, WANG Ying, ZHANG Qi, et al. Stations classification method based on system centrality for high-speed railway network[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2018, 42(1): 69－74. (in Chinese)

[16] SHEN Y, REN G, RAN B. Analysis of cascading failure induced by load fluctuation and robust station capacity assignment for metros [J]. Transportmetrica A Transport Science, 2021: 1－22.

[17] 黄爱玲, 徐笑涵, 关伟, 等. 基于加权耦合映像格子的地铁网络稳定性演化研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(3): 140－149.
HUANG Ailing, XU Xiaohan, GUAN Wei, et al. Evolution of metro network stability based on weighted coupled map lattice[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(3): 140－149. (in Chinese)

[18] LU Q, ZHANG L, XU P, et al. Modeling network vulnerability of urban rail transit under cascading failures: A coupled map lattices approach[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2022, 221: 108320.

[19] 崔欣, 卢庆昌, 李建宇. 基于网络冗余的城市轨道交通关键桩号识别[J]. 中国安全科学学报, 2022, 32(12): 158－164.
CUI Xin, LU Qingchang, LI Jianyu. Key station identification of urban rail transit based on network redundancy[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(12): 158－164. (in Chinese)

[20] 白雨洽. 韧性视角下城市轨道交通干扰后的恢复策略[D]. 大连: 大连交通大学, 2023.
BAI Yuhan. Recovery strategies for urban rail transit after interference from a resilient perspective[D]. Dalian: Dalian Jiaotong University, 2023. (in Chinese)

[21] TAN E L, LIU B, GUO C, et al. Restoration sequence optimization for vulnerable metro stations with limited budget: A case study of Beijing, China [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2024, 653: 130102.

[22] DE-LOS-SANTOS A, LAPORTE G, MESA J A, et al. Evaluating passenger robustness in a rail transit network [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2012, 20(1): 34－46.

[23] LU Q C. Modeling network resilience of rail transit under operational incidents [J]. Transportation Research Part A: Policy and Practice, 2018, 117: 227－237.

[24] HUANG Y R, MANNINO C, YANG L X, et al. Coupling time-indexed and big-M formulations for real-time train scheduling during metro service disruptions [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2020, 133: 38－61.