

城市轨道交通网络韧性评估及恢复策略

马敏, 胡大伟, 舒兰, 马壮林

(长安大学运输工程学院, 西安 710064)

摘要: 针对现有研究基于拓扑网络效率分析城市轨道交通网络韧性的不足, 提出以网络性能响应函数为基础的韧性评估方法, 提出的网络性能响应函数是 OD 客流损失率和网络服务效率损失率的加权求和, 采用德尔菲-熵权法确定指标的综合权重, 构建以网络韧性指标最大化为目标的恢复优化模型, 采用自适应遗传算法进行求解。以西安市轨道交通网络为例, 考虑随机攻击和蓄意攻击策略提出 4 种假设扰动情景, 对比分析目标恢复策略与随机恢复策略、偏好恢复策略在 4 种假设扰动情景下对网络韧性修复效果的差异。结果表明: 目标恢复策略对轨道交通网络的修复效果最好, 其次是偏好恢复策略; 与随机攻击策略相比, 蓄意攻击时不同恢复策略得到的网络韧性差别较大; 选择修复受损车站顺序时, 不能仅考虑受损车站在网络拓扑结构中的重要性, 还应当考虑受损车站客流量对网络性能的影响; 增加修复资源可以缩短恢复时间和提高修复效率, 但修复资源的增加与网络韧性的提升不成正比。研究结论可以为城市轨道交通网络的韧性评估与抢修恢复提供决策依据。

关键词: 交通运输系统工程; 轨道交通网络; 韧性评估; 恢复策略; 自适应遗传算法

中图分类号: U491 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2023)02-0396-09

DOI: 10.13229/j.cnki.jdxbgxb20220453

Resilience assessment and recovery strategy on urban rail transit network

MA Min, HU Da-wei, SHU Lan, MA Zhuang-lin

(College of Transportation Engineering, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: In view of the deficiency of existing research on analyzing the resilience of urban rail transit network based on topological network efficiency, a resilience assessment method based on network performance response function is proposed, which is the weighted sum of OD passenger flow loss ratio and network service efficiency loss ratio. The Delphi-entropy weigh method is used to determine the comprehensive weight of two indicators, and a recovery optimization model with the maximum network resilience index is established, and the adaptive genetic algorithm is adopted to solve the developed model. Taking Xi'an rail transit network as an example, four hypothetical perturbation scenarios are proposed considering random attack and intentional attack. The differences of network resilience repair effects of

收稿日期: 2022-04-21.

基金项目: 陕西省自然科学基金重点项目(2021JZ-20); 长安大学中央高校基本科研业务费专项项目(300102229304).

作者简介: 马敏(1974-), 男, 博士研究生. 研究方向: 轨道交通规划, 轨道交通运营管理.

E-mail: mm13636811666@126.com

通信作者: 胡大伟(1963-), 男, 教授, 博士生导师. 研究方向: 网络优化, 交通规划. E-mail: dwhu@chd.edu.cn

target recovery strategy, random recovery strategy and preference recovery strategy under four hypothetical perturbation scenarios are compared and analyzed. The results show that the target recovery strategy has the best repair effect on rail transit network, followed by preference recovery strategy. Compared with random attack strategy, different recovery strategies have different network resilience under intentional attack strategy. When selecting the sequence of repairing damaged stations, we should not only consider the importance of damaged stations in network topology, but also consider the impact of passenger flow on network performance. Increasing the input of repair resources can shorten the recovery time and improve the repair efficiency, but the increase of repair resources is not proportional to the improvement of network resilience. The research conclusion can provide decision-making basis for the resilience assessment and emergency repair recovery of urban rail transit network.

Key words: engineering of communications and transportation system; rail transit network; resilience assessment; recovery strategy; adaptive genetic algorithm

0 引言

国内外大量实践研究证明:大力发展公共交通,尤其是城市轨道交通,已成为缓解城市交通拥堵、治污减霾的重要手段^[1,2]。截至2021年底,中国内地累计有50个城市开通轨道交通,其中16个城市的轨道交通运营里程超过200 km^[3],标志着这些城市的轨道交通进入网络化运营时代。当城市轨道交通网络遭到诸如设备故障、自然灾害或蓄意攻击等扰动事件影响,如何利用有限资源对网络进行修复,提高应对扰动事件的能力,最大程度地恢复整个网络畅通是轨道交通运营管理部门关注的重大问题。

Holling^[4]首次将韧性概念应用到生态系统研究,后来扩展到交通系统^[5,6]。韧性分析是一个优化交通网络性能损失和恢复程度的问题^[7,8],体现了交通网络运营管理理念由刚性抵御向柔性消解转化的认知过程。因此,一些学者将韧性评估与修复决策结合起来,探讨城市轨道交通系统韧性评估与恢复策略。Zhang等^[9]以网络平均效率为韧性指标,采用穷举法分析换乘车站和普通车站的修复策略和顺序;张洁斐等^[10]以网络平均效率为韧性指数,探讨随机恢复和偏好恢复策略与不同修复资源组合下的轨道交通网络恢复性能。随机恢复和偏好恢复策略属于经验性恢复策略范畴,当扰动事件造成多个车站失效,采用经验性恢复策略提出方案不一定是最优的。黄莺等^[11]以网络平均效率为韧性指标,构建网络韧性最大化的轨道交通网络恢复模型。这些研究从静态拓扑结构选取韧性评估指标,忽略了网络拓扑结构与客流的相互影响。吕彪等^[12]构建基于服务效率

的轨道交通网络韧性评估模型,对比分析随机恢复、偏好恢复和最优恢复恢复策略的差异,但该研究忽略了轨道交通网络的可达性,无法真实地反映城市轨道交通网络的连通功能;同时,该研究采用传统遗传算法求解网络服务韧性最大化模型,存在陷入局部最优解的潜在风险。

因此,本文提出以网络性能响应函数为基础的韧性评估模型,网络性能响应函数包括OD客流损失率和网络服务效率损失率,提出基于韧性指标最大化的目标恢复策略模型,采用自适应遗传算法进行求解,以西安市轨道交通网络为研究对象进行实例分析。

1 轨道交通网络韧性评估模型

1.1 系统韧性

韧性指系统在受到外部扰动时的抵抗、吸收能力以及扰动后通过适当的修复措施快速恢复至可接受水平的能力^[13]。扰动事件下系统的响应周期可分为3个阶段和5种状态^[14],具体如图1所示,其描述了系统性能在受到扰动后随时间的变

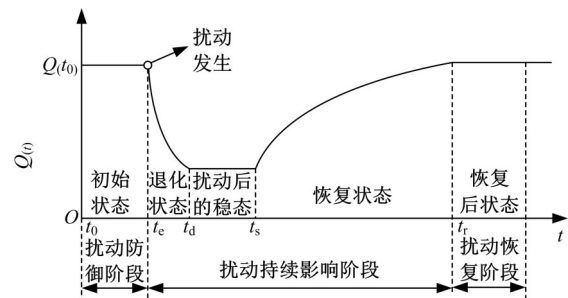


图1 扰动事件下的系统性能变化

Fig. 1 System performance changes under disturbance events

化关系,横坐标 t 表示时间,纵坐标 $Q(t)$ 表示系统性能。系统在 t_e 时刻受到扰动,系统性能开始下降, t_d 时刻系统性能退化到最低程度; t_s 时刻采取恢复措施,系统性能在 t_r 时刻恢复到可接受水平。

韧性重点强调系统在一段时间内从损坏到恢复到正常状态的整体性能,因此,以扰动后系统性能的累积损失程度来度量系统韧性。在扰动事件下,城市轨道交通网络的系统性能变化也具有上述特征, t 时刻城市轨道交通网络韧性可表示为:

$$R(t|e) = \frac{\int_{t_e}^t Q(t) dt}{(t - t_e) Q(t_0)}, t_e \leq t \leq t_r \quad (1)$$

式中: $R(t|e)$ 为扰动事件 e 发生后 t 时刻的城市轨道交通网络韧性; $Q(t)$ 为城市轨道交通网络的性能响应函数; $Q(t_0)$ 为轨道交通网络未发生扰动时的性能;可见,分子表示从扰动发生时刻 t_e 到 t 时刻城市轨道交通网络的累积性能;分母表示从扰动发生时刻 t_e 到 t 时刻城市轨道交通网络在正常情况下的性能。

1.2 轨道交通网络性能响应函数

综合考虑轨道交通车站失效对网络连通程度和网络服务效率的影响,提出兼顾网络拓扑结构和服务质量的网络性能响应函数,其计算公式为:

$$Q(t) = \alpha \times \Delta C + (1 - \alpha) \times \Delta E \quad (2)$$

式中: ΔC 为 OD 客流损失率; ΔE 为网络服务效率损失率; α 和 $(1 - \alpha)$ 分别为 OD 客流损失率和网络服务效率损失率的权重。

OD 客流损失率指扰动事件 e 发生后的网络 OD 客流量的损失量与未发生扰动时的网络 OD 客流量之比,它从网络 OD 对的角度反映网络的连通性能,其计算公式为:

$$\Delta C = \frac{C_{OD,t_e} - C_{OD,t}}{C_{OD,t_e}} = \frac{\sum_{v_i, v_j \in V_e} P_{ij} \times F_{ij} - \sum_{v_i, v_j \in V_r} P_{ij} \times F'_{ij}}{\sum_{v_i, v_j \in V_r} P_{ij} \times F_{ij}} \quad (3)$$

式中: C_{OD,t_e} 为扰动事件 e 发生前的网络 OD 客流量; $C_{OD,t}$ 为扰动事件 e 发生后的网络 OD 客流量; P_{ij} 为 0-1 变量,表示车站 i 和车站 j 之间的连接关系, $P_{ij}=1$ 表示车站 i 和车站 j 之间存在线路连接,反之不存在线路连接; F_{ij} 为扰动事件 e 发生前车站 i 和车站 j 之间的客流量; F'_{ij} 为扰动事件 e 发生后车站 i 和车站 j 之间的客流量; V_e 为扰动事件 e

发生前网络的车站集合; V_r 为扰动事件 e 发生后网络的车站集合。

网络服务效率损失率指扰动事件 e 发生后的网络服务效率的损失量与未发生扰动时的网络服务效率之比,它从网络出行距离的角度反映网络的运营效率,其计算公式为:

$$\Delta E = \frac{E_{t_e} - E_t}{E_{t_e}} = \frac{\frac{2}{N(N-1)} \sum_{v_i, v_j \in V_e} \frac{F_{ij}}{d_{ij}} - \frac{2}{N'(N'-1)} \sum_{v_i, v_j \in V_r} \frac{F'_{ij}}{d'_{ij}}}{\frac{2}{N(N-1)} \sum_{v_i, v_j \in V_e} \frac{F_{ij}}{d_{ij}}} \quad (4)$$

式中: E_{t_e} 为扰动事件 e 发生前的网络服务效率; E_t 为扰动事件 e 发生后的网络服务效率; N 为扰动事件 e 发生前的网络车站数量; N' 为扰动事件 e 发生后的网络车站数量; d_{ij} 为扰动事件 e 发生前车站 i 和车站 j 之间的最短路径距离; d'_{ij} 为扰动事件 e 发生后车站 i 和车站 j 之间的最短路径距离。

采用德尔菲-熵权综合权重法确定 OD 客流损失率和网络服务效率损失率的权重。首先,分别采用德尔菲法^[15]和熵权法^[16]确定 OD 客流损失率和网络服务效率损失率的主观和客观权重;然后,运用乘法合成归一化法^[17]将主、客观权重耦合成综合权重。

2 轨道交通网络恢复优化模型

考虑到穷举恢复策略的不现实性、随机恢复策略的随机性和不确定性以及偏好恢复策略的主观性,本文提出基于韧性指标最大化的目标恢复策略。目标恢复策略通过构建以网络韧性指标最大化为目标的优化模型,遴选出所有备选修复方案网络韧性的最大值,并以此作为网络韧性最佳修复方案的判断依据,从而实现韧性指标的最大化,其目标函数为:

$$\max(R) = \max[R(X|e)] = \max \left\{ \frac{\int_{t_e}^{t(x)} Q(x, t|e) dt}{[t_r(x) - t_e] Q(t_0)} \right\} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{s.t. } & t_e < t_i \leq t_r, i = 1, 2, \dots, s \\ & t_r - t_e = s \times T \\ & Q(t) = Q(t_i), t_i \leq t < t_i + T \end{aligned}$$

式中: $R(X|e)$ 为扰动事件 e 发生后所有备选方案的城市轨道交通网络韧性; X 为备选方案的集合;

$t_i(x)$ 为采用备选方案 x 时网络完全恢复的时刻, $x \in X$; $Q(x, t|e)$ 为扰动事件 e 发生后采用方案 x 在 t 时刻的城市轨道交通网络性能响应函数; t_i 为第 i 个车站的修复完成时刻; s 为失效车站的数量; T 为每个车站修复所需的时间。

此外,在构建轨道交通网络恢复优化模型时不考虑修复资源分配问题,假设修复资源为1,即一次仅同时维修一个车站。

3 模型求解方法

已有研究大多使用排列组合方法生成车站的恢复时序方案^[9,10]。然而,当失效车站较多时,可供选择的恢复次序随着失效车站数量的增加呈指数级增长,可见采取排列组合方法显然是不可取的。遗传算法凭借其强大的并行计算和全局寻优能力可以解决组合优化中的NP难问题^[18]。但是,传统遗传算法的交叉概率和变异概率是固定的,不仅增加了迭代过程,还容易陷入局部最优解,而自适应遗传算法通过动态调整交叉概率和变异概率,使寻优结果更靠近最优解^[19,20]。因此,本文采用自适应遗传算法求解基于韧性指标最大化的目标恢复策略模型,具体步骤如下:

(1) 编码

编码指将问题空间的参数转换成遗传空间的染色体。对于 s 个失效车站的恢复次序问题,采用整数编码方法^[21],将染色体分为 s 段,其中每一段为对应失效车站的编号。

(2) 适应度函数

适应度函数是根据目标函数确定的用于判断群体中个体优劣程度的指标,个体即失效车站的一种恢复时序方案,群体即失效车站恢复时序方案的集合。本文选择韧性指标最大化的目标函数作为适应度函数,适应度值即为韧性指数。

(3) 选择

选择指从失效车站恢复时序方案的集合中淘汰修复效果差的恢复时序方案,保留修复效果好的恢复时序方案。本文采用最优保存策略和轮盘赌选择法相结合的方法进行选择。

设失效车站恢复时序方案集合的大小为 n ,恢复时序方案 k 的韧性指数为 f_k ,计算恢复时序集合中所有恢复时序方案的韧性指数,将最大的韧性指数记为 f_{\max} 。若 $f_k = f_{\max}$,则保留恢复时序方案 k ,直接遗传到下一代,保证最优恢复时序方案不会受到交叉、变异等遗传操作破坏;反之,其余

$n-1$ 个恢复时序方案则采用轮盘赌选择法,根据韧性指数以一定概率将恢复时序方案选择到新的恢复时序集合中。

(4) 交叉

交叉概率是影响遗传算法性能的关键因素之一。为了同时保证失效车站恢复时序方案集合多样性和寻优结果更靠近最优解,通过比较当代待交叉恢复时序方案的韧性指数与当代恢复时序方案韧性指数的平均值,采用自适应交叉概率函数^[22]计算交叉概率,即:

$$p_c = \begin{cases} a_1 + \frac{u_1(f_{\max} - f_1)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_1 \geq f_{\text{avg}} \\ \frac{u_2(f_{\min} + f_{\text{avg}})}{f_1 + f_{\text{avg}}}, & f_1 < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (6)$$

式中: p_c 为自适应交叉概率; f_{\max} 为每代失效车站恢复时序方案集合中求得韧性指数的最大值; f_{\min} 为每代失效车站恢复时序方案集合中求得韧性指数的最小值; f_{avg} 为每代失效车站恢复时序方案集合中求得韧性指数的平均值; f_1 为当代待交叉恢复时序方案对中最大的韧性指数; a_1, u_1, u_2 为自适应控制参数,在 $(0, 1)$ 取值。

根据计算的交叉概率,通过线性次序交叉策略进行替换重组,将父代恢复时序方案的优良特征遗传到下一代,从而产生新的恢复时序方案。交叉操作的执行过程为:首先,依据自适应交叉概率随机生成两个整数确定交叉位置,将两个父代恢复时序方案在交叉位置之间的基因片段进行交换;然后,在原父代个体中删除从另一父代恢复时序方案交换过来的重复基因;最后,从初始基因位置起,依次在两个交叉位置外填入剩余基因,从而产生新的恢复时序方案。

(5) 变异

变异概率也是影响遗传算法性能的关键因素之一。采用自适应变异概率函数^[22]计算变异概率,即:

$$p_m = \begin{cases} a_2 + \frac{u_3(f_{\max} - f_2)}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_2 \geq f_{\text{avg}} \\ \frac{u_4(f_{\min} + f_{\text{avg}})}{f_2 + f_{\text{avg}}}, & f_2 < f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (7)$$

式中: p_m 为自适应变异概率; f_2 为当代待变异恢复时序方案的韧性指数; a_2, u_3, u_4 为自适应控制参数,在 $(0, 1)$ 取值。

根据计算的自适应变异概率,采用动态变异

策略进行恢复时序方案变异。随机选定变异恢复时序方案,随机取 3 个整数 x, y, z , 满足 $1 < x < y < z < s$ (s 为失效车站的个数), 把 x, y 之间(包含 x 和 y) 的基因段插到 z 后面, 以此生成新的恢复时序方案。

4 实例分析

4.1 西安市轨道交通网络拓扑结构

截至 2021 年底, 西安市共开通 8 条轨道交通

线路, 共设车站 159 座, 运营里程达 252.1 km。采用 L 空间法构建西安市轨道交通距离加权拓网络模型, 如图 2 所示。

西安市轨道交通运营时间为 6:00~24:00, 本文利用 2021 年 7 月 5 日~11 日西安市轨道交通车站早高峰(7:00~9:00)进出站刷卡数据, 得到 159 座车站连续 7 天的早高峰小时进站客流量和出站客流量, 从而得到 159 座车站之间的早高峰小时 OD 客流量。

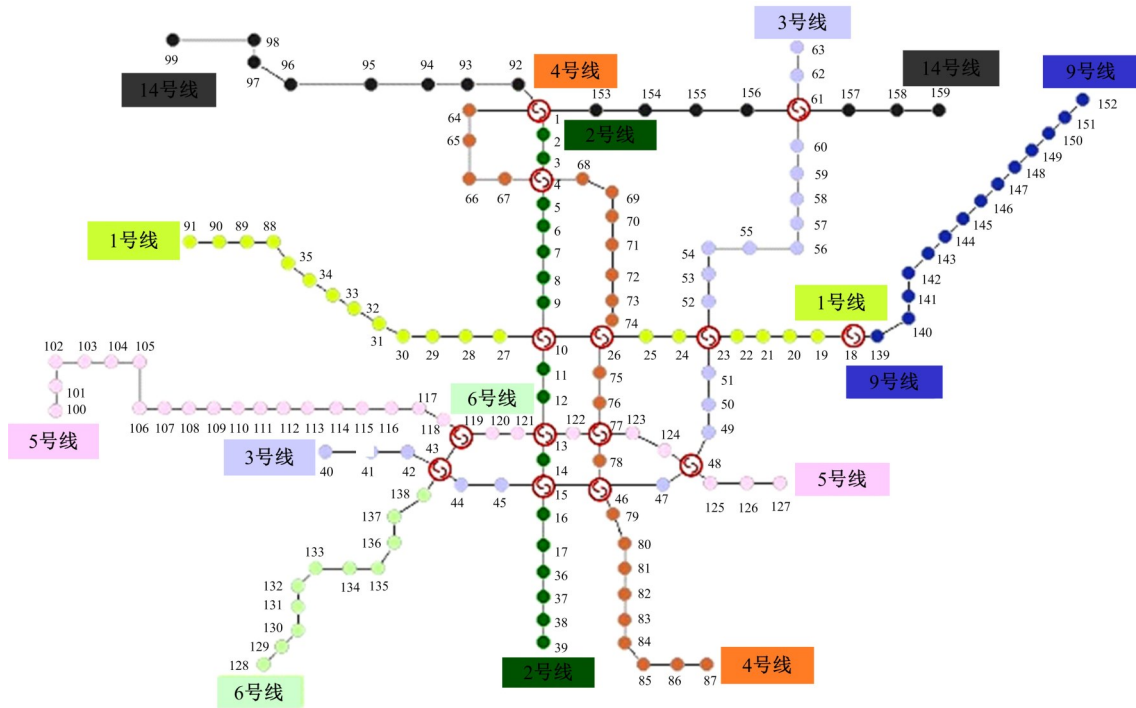


图 2 西安市轨道交通网络拓扑结构

Fig. 2 Topological structure of Xi'an rail transit network

4.2 指标权重确定

采用德尔菲-熵权综合权重法确定 OD 客流损失率和网络服务效率损失率的权重, 这 2 个指标的综合权重分别为 0.54 和 0.46。

4.3 扰动情景假设

采用随机攻击和蓄意攻击分别模拟自然灾害和人为破坏, 提出 4 种假设扰动情景, 见表 1。

4.4 目标恢复策略模型的求解

为方便求解, 本文假设城市轨道交通网络在

0 时刻发生扰动, 即 $t_e=0$; 每个车站的修复时间 T 均为 1h。在进化过程中, 根据恢复时序方案的韧性指数与所有恢复时序方案韧性指数平均值的关系, 动态调整交叉概率和变异概率。当恢复时序方案的韧性指数大于平均值时, 减小交叉概率和变异概率, 使优秀恢复时序方案的结构不被破坏; 反之, 增大交叉概率和变异概率, 以提高算法的搜索速度和新产生恢复时序方案的数量。初步选取 4 组参数进行试算, 发现 $a_1=0.5, a_2=0.001, u_1=$

表 1 4 种假设扰动情景

Table 1 Four hypothetical perturbation scenarios

假设情景	攻击策略	失效车站生成方案	失效车站编号
1	随机攻击策略	随机生成 10 个车站	4, 17, 33, 55, 67, 79, 91, 119, 125, 141
2	蓄意攻击策略 1	节点度最大的 10 个车站	1, 4, 10, 13, 15, 23, 26, 43, 48, 77
3	蓄意攻击策略 2	节点加权介数最大的 10 个车站	10, 13, 23, 24, 25, 26, 77, 119, 120, 121
4	蓄意攻击策略 3	客流强度最大的 10 个车站	6, 8, 10, 17, 18, 38, 39, 42, 44, 54

0.3、 $u_2=0.9$ 、 $u_3=0.01$ 、 $u_4=0.1$ 能获得更高的韧性指数。因此,选择上述参数作为本文的自适应控制参数。

设定最大遗传代数为100,失效车站恢复时序方案集合的大小为40时,可以得到更优的韧性指数,且收敛时间在140 s以内。结果发现:4种不同情景收敛至最优目标值的迭代次数不同,迭代次数分别为38、71、24和42,均小于设定的最大迭代次数,表明自适应遗传算法收敛性好,可以用来求解本文构建的模型。

4.5 网络韧性影响分析

4.5.1 不同恢复策略对网络韧性的影响

根据式(1)~(4),计算在4种扰动情景下采用随机恢复、偏好恢复和目标恢复策略得到的网络韧性,对比分析4种扰动情景下不同恢复策略得到的车站修复顺序和网络韧性,如表2所示,其中,本文选取基于车站度和基于车站重要度2种偏好恢复策略,基于车站度的偏好恢复策略是从网络拓扑角度按照失效车站的度值大小排序确定恢复顺序;基于车站重要度的偏好恢复策略是从网络客流角度按照失效车站的重要度大小排序确定恢复顺序。由表2可知:

(1)在4种扰动情景下,目标恢复策略对轨道交通网络的修复效果最好,其次是偏好恢复策略。可见,本文提出的目标恢复策略能最大程度地减少网络性能的损失。

(2)相同情景下不同恢复策略之间的车站修

复顺序和网络韧性差异较大。例如,当情景1发生扰动时,目标恢复策略首先修复车站4,而随机恢复策略、偏好恢复策略(基于车站度)和偏好恢复策略(基于车站重要度)分别将车站4排在修复顺序的第6位、第1位和第5位;同时,随机恢复策略、偏好恢复策略(基于车站度)、偏好恢复策略(基于车站重要度)和目标恢复策略的网络韧性分别为0.8676、0.9000、0.8975和0.9280。可见,失效车站的修复顺序是影响网络韧性的关键,选择不同的修复顺序得到的网络韧性也不尽相同。

图3展示了4种情景下不同恢复策略的网络韧性恢复曲线,可以看出:

(1)在4种扰动情景下,随着修复时间的推移,目标恢复策略的修复效果始终是最好的,但2种偏好恢复策略在不同扰动情景下的修复效果存在差异。除扰动情景1外,基于车站重要度的偏好恢复策略的修复效果均优于基于车站度的偏好恢复策略,表明考虑客流加权的车站重要度指标更能反映出车站在轨道交通网络中的重要程度。因此,在选择修复受损车站顺序时,不能仅考虑受损车站在网络拓扑结构中的重要性,还应当考虑受损车站客流量对网络性能的影响。

(2)随机攻击下不同恢复策略得到的网络韧性差别较小,但蓄意攻击下不同恢复策略得到的网络韧性差别较大。可见,面对蓄意攻击时,一定慎重选择具体的恢复策略。

表2 不同扰动情景不同恢复策略下的车站修复次序和网络韧性

Table 2 Station repair sequence and network resilience under different perturbation scenarios with recovery strategies

扰动情景	恢复策略	车站修复顺序	网络韧性	
情景1	随机恢复	55→17→91→119→67→4→33→141→79→125	0.8676	
	偏好恢复	基于车站度	4→119→33→17→67→79→125→55→141→91	0.9000
		基于车站重要度	17→79→33→119→4→55→125→67→91→141	0.8975
	目标恢复	4→17→79→119→33→55→125→91→141→67	0.9280	
情景2	随机恢复	23→10→43→15→1→26→4→77→13→48	0.5972	
	偏好恢复	基于车站度	1→4→10→13→15→23→26→43→48→77	0.6185
		基于车站重要度	43→15→10→23→48→26→4→13→1→77	0.6787
	目标恢复	43→15→48→23→26→10→4→13→1→77	0.6924	
情景3	随机恢复	119→10→77→25→13→24→120→26→23→121	0.8015	
	偏好恢复	基于车站度	13→26→23→77→10→119→24→25→121→120	0.8715
		基于车站重要度	10→23→119→26→13→24→25→77→121→120	0.9232
	目标恢复	23→10→119→13→26→77→24→121→25→120	0.9421	
情景4	随机恢复	8→42→18→17→10→6→54→39→38→44	0.8134	
	偏好恢复	基于车站度	10→17→42→8→44→38→6→18→54→39	0.8788
		基于车站重要度	10→17→42→38→8→6→44→18→54→39	0.8802
	目标恢复	10→42→17→38→8→6→44→18→54→39	0.8811	

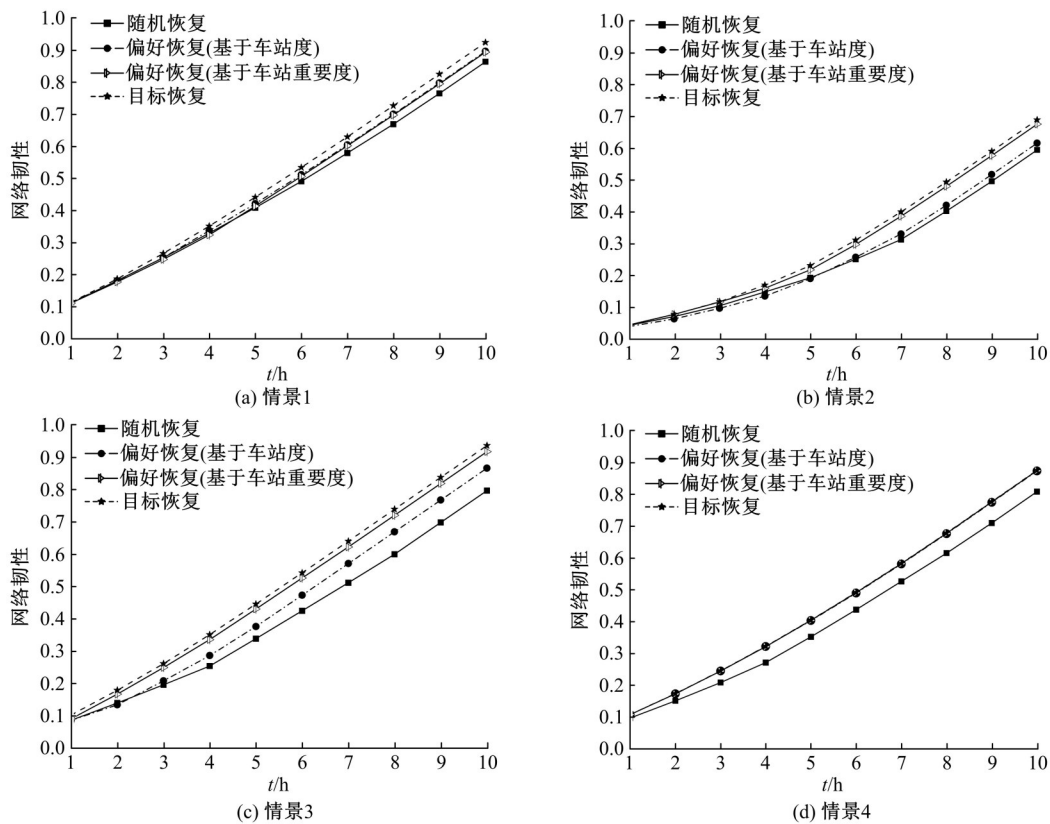


图3 4种扰动情景下的韧性恢复曲线

Fig. 3 Resilience recovery curves under four perturbation scenarios

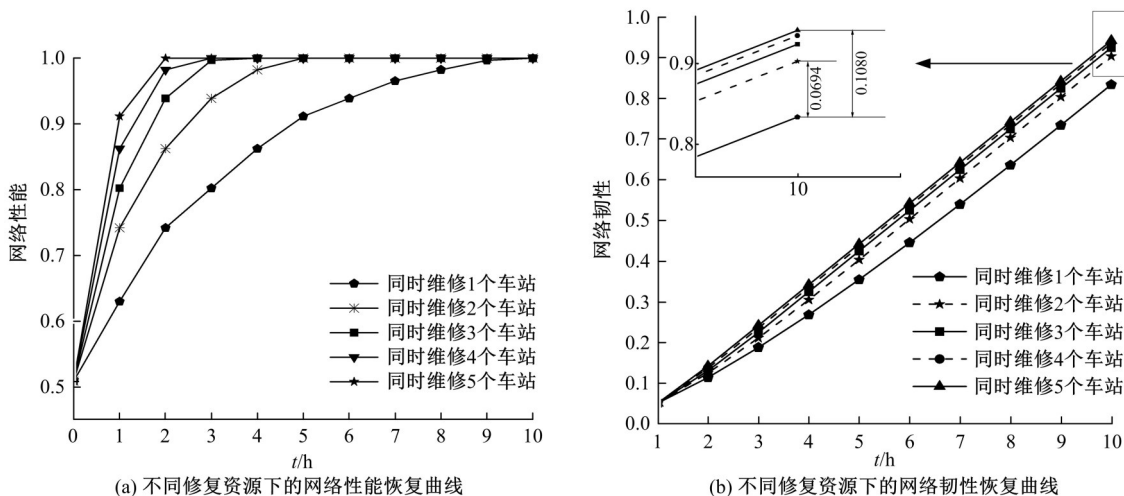
4.5.2 不同修复资源对网络韧性的影响

在轨道交通网络恢复优化模型求解结果的基础上,以扰动情景1下由求解优化模型得到的10个失效车站的最佳修复顺序(4→17→79→119→33→55→125→91→141→67)为例,探讨不同修复资源对轨道交通网络性能的影响,恢复曲线如图4所示,可知:

(1)通过增加修复资源,可以缩短恢复时间,

提高修复效率,见图4(a)。若每小时仅维修1个车站,8小时后网络性能可恢复到0.9824;若每小时同时维修4个车站,2小时后网络性能就可达到同样水平。

(2)增加修复资源可以减少网络性能损失,提高网络韧性,但不同修复资源对网络韧性的影响较大,见图4(b)。当修复资源从1增加到2时,网络韧性得到较大提升,从同时维修1个车站的



(a) 不同修复资源下的网络性能恢复曲线

(b) 不同修复资源下的网络韧性恢复曲线

图4 不同修复资源对网络韧性的影响

Fig. 4 Impact of different restoration resources on network resilience

0.8340提升到同时维修2个车站的0.9034,提高了8.3%。但继续增加修复资源对网络韧性的提升作用不大,同时维修5个车站时的网络韧性仅比同时维修2个车站时高出4.27%。由此可见,通过适当增加修复资源可以较大程度地减少网络性能损失,提升网络韧性,但修复资源的增加与网络韧性的提升不成正比,考虑到修复资源的成本问题,轨道交通运营管理部门应根据实际情况合理安排修复资源。

5 结论

(1)随机攻击和蓄意攻击下生成的4种扰动情景中,目标恢复策略对城市轨道交通网络的修复效果最好,其次是偏好恢复策略,随机恢复策略的修复效果最差。在两种偏好恢复策略中,考虑网络客流的偏好恢复策略(基于车站重要度)的修复效果优于考虑网络拓扑结构的偏好恢复策略(基于车站度),这表明考虑客流加权的韧性重要度指标更能反映出车站在轨道交通网络中的重要程度。

(2)与随机攻击策略相比,蓄意攻击时不同恢复策略得到的网络韧性差别较大,这表明面对蓄意攻击时,一定要慎重选择轨道交通网络的恢复策略。

(3)通过增加修复资源,可以缩短恢复时间,减少网络的性能损失。但是,修复资源的增加与网络韧性的提升不成正比,轨道交通运营管理部门应根据实际情况合理安排修复资源。

(4)本文方法也适用于其他城市轨道交通网络的韧性评估和恢复策略研究,但未考虑网络规模与修复资源的分配,且未对修复资源的成本进行深入研究,后续将对上述问题进行深入研究。

参考文献:

- [1] Derrible S, Kennedy C. Network analysis of world subway systems using updated graph theory[J]. Transportation Research Record, 2009(2112): 17-25.
- [2] 冯国强,李菁. 城市轨道交通减排治污效应评估[J]. 中国人口·资源与环境, 2019, 29(10): 143-151.
Feng Guo-qiang, Li Jing. Assessment of emission reduction effect of urban rail transit[J]. China Population, Resources and Environment, 2019, 29(10): 143-151.
- [3] 侯秀芳,梅建萍,左超. 2021年中国内地城市轨道交通概况[J]. 都市快轨交通, 2022, 35(1): 12-16.
Hou Xiu-fang, Mei Jian-ping, Zuo Chao. An overview of urban rail transit lines in the Chinese mainland in 2021[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2022, 35(1): 12-16.
- [4] Holling C S. Resilience and stability of ecological systems[J]. Annual Review of Ecology and Systematics, 1973, 4: 1-23.
- [5] Berdica K. An introduction to road vulnerability: what has been done, is done and should be done[J]. Transport Policy, 2002, 9(2): 117-127.
- [6] 杨金顺,孙洪运,李林波,等. 道路交通系统恢复力研究进展综述[J]. 交通信息与安全, 2014, 32(3): 87-93.
Yang Jin-shun, Sun Hong-yun, Li Lin-bo, et al. Review of road transportation system resilience research[J]. Journal of Transportation Information and Safety, 2014, 32(3): 87-93.
- [7] 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.
- [8] Ayyub B M. Practical resilience metrics for planning, design, and decision making[J]. ASCE-ASME Journal of Risk Uncertain Engineering Systems, Part A: Civil Engineering, 2015, 1(3): 04015008.
- [9] Zhang D, Du F, Huang H, et al. Resilience assessment of urban rail transit networks: Shanghai metro as an example[J]. Safety Science, 2018, 106: 230-243.
- [10] 张洁斐,任刚,马景峰,等. 基于韧性评估的轨道交通网络修复时序决策方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 2(4): 14-20.
Zhang Jie-fei, Ren Gang, Ma Jing-feng, et al. Decision-making method of repair sequence for metro network based on resilience evaluation[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 2(4): 14-20.
- [11] 黄莺,刘梦茹,魏晋果,等. 基于韧性曲线的城市轨道交通网络恢复策略研究[J]. 灾害学, 2021, 36(1): 32-36.
Huang Ying, Liu Meng-ru, Wei Jin-guo, et al. Research on urban metro network recovery strategy based on resilience curve[J]. Journal of Catastrophology, 2021, 36(1): 32-36.
- [12] 吕彪,管心怡,高自强. 轨道交通网络服务韧性评估与最优恢复策略[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(5): 198-205, 221.
Lv Biao, Guan Xin-yi, Gao Zi-qiang. Evaluation and optimal recovery strategy of metro network service re-

- silience[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(5): 198-205, 221.
- [13] Nan C, Sansavini G. A quantitative method for assessing resilience of interdependent infrastructures[J]. Reliability Engineering & System Safety, 2017, 157: 35-53.
- [14] Ouyang M, Dueñas-Osorio L, Min X. A three-stage resilience analysis framework for urban infrastructure systems[J]. Structural Safety, 2012, 36/37: 23-31.
- [15] 张海涛, 靖继鹏. 制造企业综合信息竞争力测度模型的建立[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2005, 35(3): 339-342.
Zhang Hai-tao, Jing Ji-peng. Measure model for manufacturing enterprise integrated information competitive power[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2005, 35(3): 339-342.
- [16] 朱天瞳, 丁坚勇, 郑旭. 基于改进 TOPSIS 法和德尔菲——熵权综合权重法的电网规划方案综合决策方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(12): 91-99.
Zhu Tian-tong, Ding Jian-yong, Zheng Xu. A comprehensive decision-making method for power network planning schemes based on the combination of the improved TOPSIS method with Delphi-entropy weight method[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(12): 91-99.
- [17] 陈国芳, 卫豪. 基于 EW-AHP 和未确知测度理论的隧道瓦斯风险评价[J]. 有色金属科学与工程, 2021, 12(5): 89-95.
Chen Guo-fang, Wei Hao. Tunnel gas risk assessment based on EW-AHP and unascertained measurement theory[J]. Nonferrous Metals Science and Engineering, 2021, 12(5): 89-95.
- [18] 魏丽英, 李鸣君. 考虑诱导影响的公交优先信号配时模型[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2016, 46(3): 777-784.
Wei Li-ying, Li Ming-jun. Bus priority signal timing model considering the influence of traffic guidance[J]. Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition), 2016, 46(3): 777-784.
- [19] 阳光灿, 熊禾根. 改进遗传算法求解柔性作业车间调度问题[J]. 计算机仿真, 2022, 39(2): 221-225, 292.
Yang Guang-can, Xiong He-gen. Improved genetic algorithm for flexible job shop scheduling problem[J]. Computer Simulation, 2022, 39(2): 221-225, 292.
- [20] 徐力, 刘云华, 王启富. 自适应遗传算法在机器人路径规划的应用[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(18): 36-41.
Xu Li, Liu Yun-hua, Wang Qi-fu. Application of adaptive genetic algorithm in robot path planning[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(18): 36-41.
- [21] 张超群, 郑建国, 钱洁. 遗传算法编码方案比较[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 819-822.
Zhang Chao-qun, Zheng Jian-guo, Qian Jie. Comparison of coding schemes for genetic algorithms[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(3): 819-822.
- [22] 周伟, 李敏, 丘铭军, 等. 基于改进遗传算法的车身板件厚度优化[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2022, 62(3): 523-532.
Zhou Wei, Li Min, Qiu Ming-jun, et al. Vehicle body panel thickness optimization by a genetical algorithm [J]. Journal of Tsinghua University(Science and Technology), 2022, 62(3): 523-532.