

doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2019.05.015

基于路网压缩的城市路网 脆弱路段识别

李彦瑾, 罗霞

(西南交通大学 交通运输与物流学院, 四川 成都 610031)

摘要: 为了更高效地识别出突发环境下城市道路网络中的脆弱路段, 首先通过网络特性分析, 运用网络效率变化量与最大连通子图变化量这两类鲁棒性指标筛选出道路网络的潜在脆弱路段集合, 并在此路段集合的基础上设计出一种基于可达性原理的路网矩阵压缩算法, 该算法可将原始路网压缩成若干个彼此连通且相互独立的子路网。然后在压缩后的各个子路网上, 考虑不同类型出行者对路段阻抗的随机估计偏差以及对应的路径选择行为, 推导出一个多用户随机均衡配流模型并用MSA算法进行求解。最后通过改进原有的网络效率指标, 构建出一个新的融合交通流随机分布特性的路网脆弱性指标, 用来识别各子路网中的脆弱路段, 再结合实测数据进行了模型验证。结果表明: 相较于传统的遍历法, 基于路网压缩的脆弱路段识别模型能够真实地刻画出突发环境下城市路网交通流分布的随机特性, 而且求解模型所耗时间明显缩短(计算过程仅约2~3 min); 该模型的求解结果对各个子路网中的脆弱路段有着更好的区分(区分度比传统的遍历法高出24.46%), 这能够有效地降低传统识别方法对城市网络脆弱路段误判的可能性, 并能够及时地为突发环境下的城市交通管理部门提供关于应急救援与人员疏散的决策支持。

关键词: 城市交通; 道路网络; 脆弱性; 路网压缩; 算法复杂度

中图分类号: U491.1⁺3

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268(2019)05-0104-09

Identification of Urban Road Vulnerability Based on Road Network Compression

LI Yan-jin, LUO Xia

(School of Transportation and Logistic, Southwest Jiaotong University, Chengdu Sichuan 610031, China)

Abstract: In order to more effectively identify the vulnerable links on urban road network under sudden environment, first, by the network characteristic analysis, 2 robust indicators (network efficiency variation and maximum connected sub-graph variation) are used to screen out the potential vulnerable link set of the road network, and a road network's matrix compression algorithm based on the accessibility principle is designed accordingly. This algorithm can compress the original road network into several interconnected and independent sub road networks. Then, on each compressed sub-network, considering the random estimation bias and path selection behavior of different travelers to the link impedance, a multi-user stochastic equilibrium flow assignment model is derived and the MSA algorithm is adopted to solve it. Finally, by improving the original network efficiency indicator, a new road network vulnerability indicator which combines the random distribution characteristics of traffic flow is constructed to identify the vulnerable links on each sub network, and the model is verified with the measured data. The result shows that (1) compared with the traditional traversing method, the vulnerable link identification model which is based on road network compression can truly depict the stochastic characteristics of traffic flow distribution on urban road network

收稿日期: 2018-02-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(61673321); 四川省科技厅项目(2017JY0072)

作者简介: 李彦瑾(1990-), 男, 四川达州人, 博士研究生. (291188963@qq.com)

under sudden environment, and the time consumed to solve the model is significantly shortened (the calculation process is only about 2–3 min); (2) the result of the model can better distinguish the vulnerable links on each road sub-network (its discrimination degree is 24.46% higher than that of the traditional traversal method), which can effectively reduce the traditional method's misjudgement possibility of the vulnerable links on urban network, and can timely provide decision support about emergency rescue and evacuation for urban traffic management departments under sudden environment.

Key words: urban traffic; road network; vulnerability; road network compression; algorithm complexity

0 引言

交通事故、灾害天气、恐怖袭击等突发事件具有很强的随机性, 并且涉及面很广。如果城市道路交通网络出现了这类突发事件, 则极易引起相关路段或交叉口出现继发性拥堵, 进而造成大面积交通瘫痪, 这极大地影响了道路交通系统的运转, 阻碍了灾后应急救援的实施。因此, 对突发条件下的路网脆弱路段识别, 有助于交管部门提前做好应急预案, 提升道路交通网络防灾抗灾能力。

路网脆弱性识别的基础是进行脆弱路段的识别, 传统做法沿用了 Berdica^[1]的研究思路, 即: 首先结合路网几何形态和交通状态构建脆弱性评估指标, 然后遍历网络中的所有交通单元(路段或交叉口), 通过计算删除特定单元后路网脆弱性指标的变化来评估该交通单元对路网脆弱性的影响程度。基于此种思路, Sullivan 等^[2-4]先后运用鲁棒性指数、路段重要度和网络效率等指标来进行脆弱路段识别。这类方法虽可比较拓扑形态各异的道路交通网络, 但需要遍历路网中的所有路段, 效率很低。

对此, Taylor 等^[5-6]发展出潜在脆弱路段的概念。他们认为, 进行路网脆弱性研究不能逐一遍历所有路段, 而应将研究重点放在潜在的脆弱路段上, 比如路段饱和度或占用率较高(V/C比)的路段。但是, Knoop 等^[7]认为 Scott 提出的潜在脆弱路段没有较好地考虑突发环境下出行者的路径选择行为。于是, 国内的李小静等^[8-10]先后运用前景理论、可靠性理论和鲁棒性理论等, 尝试对 Knoop 提出的问题予以改善, 但改进后的模型均较为复杂, 求解过程繁琐, 不适用于大规模路网。

由于突发环境下的城市路网在鲁棒性、出行者行为、交通流量分布等方面的不确定性变化, 使得现有研究无法较好地评估其脆弱性。因此, 本研究尝试从网络鲁棒性入手, 提出一种基于可达性的路网矩阵压缩算法; 然后在压缩后的子路网上构建一个考虑出行者路径选择行为的多用户随机均衡

(Stochastic User's Equilibrium, SUE) 模型; 再通过设计一个新的脆弱性指标来识别子路网的脆弱路段; 最后, 通过 SP (Stated Preference) 调查数据并结合实际算例完成模型验证。

1 路网鲁棒性分析

1.1 突发环境下的路网拓扑变化

暂不考虑路网上的交通流量分布, 假定突发事件后事发路段将立即失效, 则此时路网的拓扑变化如图1所示。

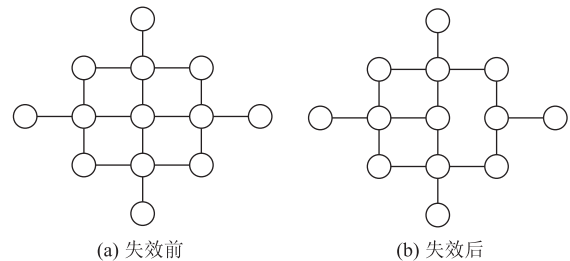


图1 路网拓扑变化

Fig.1 Road network topological changes

图1从中观层面表征了突发环境下的路网拓扑变化。进一步地, 由于突发事件具有很强的不确定性, 若将其视为对路网的随机攻击, 则可利用鲁棒性指标来评估该情景下的路网拓扑变化。

1.2 路网鲁棒性指标

路网的鲁棒性表征了路网抵抗随机攻击或蓄意攻击的能力, 常用鲁棒性指标刻画。若指标变化量大, 则说明路网鲁棒性受到的影响越大^[10]。现选取网络效率 E 、最大连通子图 V 来进行路网鲁棒性分析。

(1) 网络效率

网络效率从最短路的角度评价路网的鲁棒性能。若在路段失效后, 网络效率的变化量 ΔE 越大, 则说明此路段失效对路网鲁棒性的影响越显著。网络效率的变化量 ΔE 按式(1)计算:

$$\Delta E = E - E' = \frac{\sum_{k_1, k_2 \in N, k_1 \neq k_2} \frac{1}{l_{k_1 k_2}}}{n(n-1)} - \frac{\sum_{k_1, k_2 \in N, k_1 \neq k_2} \frac{1}{l'_{k_1 k_2}}}{n(n-1)}, \quad (1)$$

式中, E 和 E' 分别为路段失效前、后的网络效率; n 为节点数量; N 为节点集; $l_{k_1 k_2}$ 和 $l'_{k_1 k_2}$ 分别为路段失效前后节点 k_1, k_2 的最短路径。

(2) 最大连通子图

最大连通子图是一类以尽可能少的路段连接网络中尽可能多的节点的拓扑图^[10]。若在路段失效后, 最大连通子图的变化量越大, 则说明此失效路段对路网拓扑变化的影响越大。最大连通子图的变化量 ΔS 按式 (2) 计算:

$$\Delta S = S - S' = \frac{|V''| - |V'|}{|V|}, \quad (2)$$

式中, S 和 S' 分别为路段失效前、后的最大连通子图大小; $|V|$ 为原路网节点数量; $|V'|$ 和 $|V''|$ 分别路段失效前、后为最大连通子图节点数量。

对于路网 $G(N, L)$, $N = \{n_i | i = 1, 2, \dots, n\}$ 为交叉口集合, $L = \{l_j | j = 1, 2, \dots, m\}$ 为路段集合。通过遍历法, 逐一删除路段集合 $L = \{l_j | j = 1, 2, \dots, m\}$ 中的路段, 并按照式 (1)、式 (2) 计算鲁棒性指标的变化量 ΔE 和 ΔS 。然后, 筛选出 $\Delta E, \Delta S$ 值均较大的路段, 用它们构成潜在脆弱路段集 L' 。

2 路网压缩算法的设计

基于潜在脆弱路段集合 L' , 结合复杂网络理论^[11]设计出一种基于可达性原理的路网压缩算法。算法的具体设计流程如下。

算法 A

Step 0 获取潜在脆弱路段集 L' 中各个路段的关联节点, 以此构建初始节点集合 $N' = \{n_p | 1 \leq p \leq n\}$, $N' \subseteq N$ 。

Step 1 在路网 $G(N, L)$ 中, 从节点 n_1 出发, 若该节点可与节点集 N' 中的节点 n_p 邻接, 则将其标记为“1”, 否则为“0”。遍历 N' 的节点, 得到一个关于节点 n_1 的 0-1 向量。

Step 2 在节点 n_1 的 0-1 向量中, 记录所有“1”元素, 并按照 Step 1 构造出这些“1”元素所对应的节点 0-1 向量。

Step 3 反复执行 Step 1 ~ Step 2, 直至构造出路网 $G(N, L)$ 中所有节点与集合 N' 中所有节点相对应的 0-1 向量。

Step 4 搜索出节点 n_1 所有 0-1 向量中的非“1”元素并将它们全部置“0”, 进而生成出一个关于节点 n_1 的邻接矩阵 M_A 。

Step 5 将路网 $G(N, L)$ 反向, 得到一个由反向

路段组成的路网 $\bar{G}(\bar{N}, \bar{L})$ 。

Step 6 在反向路网 $\bar{G}(\bar{N}, \bar{L})$ 中, 从节点 n_n 出发, 再次执行 Step 1 ~ Step 4, 从而构造出一个基于节点 n_n 的反向邻接矩阵 M_B 。之后, 将 M_B 转置, 生成出一个转置矩阵 M_B^T 。

Step 7 进行转置矩阵 M_B^T 与邻接矩阵 M_A 的交集运算: $M_A^* = M_A \cap M_B^T$ 。根据矩阵 M_A^* 中各元素的 0-1 关系便可得到子路网: $G_h^*(N^*, L^*)$, $h \geq 1$, 完成路网压缩。

注意: 由于集合 L' 中的路段在几何拓扑层面上并不相邻, 故由算法 A 获取的压缩子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 可能不止一个 (数量设为 h), 它们彼此间满足:

$$\begin{cases} G^*(N^*, L^*) = G_1^* \cup G_2^* \cup \dots \cup G_{h-1}^* \cup G_h^*, h \geq 1 \\ L' \subseteq L^* \end{cases}, \quad (3)$$

式中, $G^*(N^*, L^*)$ 为各个子路网的并集, 可完全覆盖子路网; h 为子路网个数。

通过式 (3) 可以看出, 算法 A 实质上采用了“分治法”, 在包含潜在脆弱路段集 L' 的基础上, 将初始路网 $G(N, L)$ 分成了 h 个彼此连通可达的子路网。由于子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 的规模较小, 这便于接下来路网脆弱性分析的开展。

3 多用户 SUE 模型

考虑出行者对路段阻抗的随机偏差估计与路径选择概率, 据此构建多用户随机均衡配流模型。具体而言, 按照路段阻抗、路径阻抗、路径选择概率、目标函数 4 部分建模。

3.1 路段阻抗

在突发环境下, 假定路网 $G(N, L)$ 共有 D 类不同类型的出行者, 则第 d ($d \in D$) 类出行者对路段 a 的路段阻抗估计值 T_a^d 为:

$$T_a^d = t_a(x_a) + \varepsilon_a^d, \quad \forall a, d, \quad (4)$$

式中, x_a 为路段 a 的交通流量; $t_a(x_a)$ 为路段 a 的基本阻抗, 它是关于路段 a 流量的增函数; ε_a^d 为第 d 类出行者对路段 a 阻抗的随机偏差估计。

式 (4) 表明, 在突发环境下的路段阻抗 T_a^d 是一个随机变量。

3.2 路径阻抗

在路网 $G(N, L)$ 中, 假定 OD 对 rs 间的有效路径集合为 K_{rs} , 则第 d 类出行者对第 k 条有效路径的

路径阻抗估计值 $C_{d,k}^{rs}$ 为:

$$C_{d,k}^{rs} = \sum_a T_a^d \cdot \delta_{a,k}^{rs}, \quad \forall r, s, d; k \in K_{rs}, \quad (5)$$

式(5)中, $\delta_{a,k}^{rs}$ 为表征路段 a 与路径 k 关系的 0-1 变量, 若路段 a 被第 k 条路径利用, 则 $\delta_{a,k}^{rs} = 1$, 否则 $\delta_{a,k}^{rs} = 0$ 。

由于路径阻抗是由路段阻抗累加而成的, 故路径阻抗 $C_{d,k}^{rs}$ 也是一个随机变量, 并且满足 $E[C_{d,k}^{rs}] = c_{d,k}^{rs}$, 即:

$$c_{d,k}^{rs} = \sum_a t_a \cdot \delta_{a,k}^{rs}, \quad \forall r, s, d; k \in K_{rs}, \quad (6)$$

式中 $c_{d,k}^{rs}$ 为路径阻抗 $C_{d,k}^{rs}$ 的期望。

3.3 路径选择概率

根据随机用户均衡的基本假设, 第 d 类出行者选择第 k 条路径的概率 $P_{d,k}^{rs}$ 即是路径 k 为 rs 间最短路径 (路径阻抗值 $C_{d,k}^{rs}$ 最小) 的概率^[8], 即:

$$P_{d,k}^{rs} = P(C_{d,k}^{rs} \leq C_{d,l}^{rs}, \quad \forall l \neq k), \quad \forall r, s, d; k \in K_{rs}, \quad (7)$$

式中 $C_{d,l}^{rs}$ 为 OD 对 rs 间第 l 条路径的阻抗。

若路段 a 阻抗的随机估计偏差 ε_a^d 服从 Gumbel 分布, 则式(7)可按 Logit 模型进行标定, 即:

$$P_{d,k}^{rs} = \frac{\exp(-\theta_d c_{d,k}^{rs})}{\sum_{l \in K_{rs}} \exp(-\theta_d c_{d,l}^{rs})}, \quad \forall k \in K_{rs}, \quad (8)$$

式中 θ_d 为第 d 类出行者在 Logit 模型中的待定参数, 一般可通过 SP 调查数据拟合得到。

因此, 通过引入多用户的路径选择概率 $P_{d,k}^{rs}$, OD 对 rs 之间的第 k 条路径流量 $f_{d,k}^{rs}$ 与其交通需求量 q_{rs} 满足:

$$\begin{cases} f_{d,k}^{rs} = q_{rs} u_d^{rs} P_{d,k}^{rs} \\ \sum_d u_d^{rs} = 1 \end{cases}, \quad (9)$$

式中 u_d^{rs} 为第 d 类出行者在 OD 对 rs 之间所占的比例。

3.4 目标函数

通过分析总结式(4)~式(9)可得: 多用户 SUE 模型是一个通过 Logit 模型参数 θ_d 来定量反映出行者路径选择概率的交通分配问题。因此, 可将目标函数构造关于路径流量 $f_{d,k}^{rs}$ 与路段流量 w 的函数^[12], 即:

$$\begin{aligned} \min Z(f) = & \sum_d \sum_r \sum_s \sum_{k \in K_{rs}} \frac{1}{\theta_d} f_{d,k}^{rs} \ln f_{d,k}^{rs} + \\ & \sum_a \int_0^{x_a} t_a(w) dw. \end{aligned} \quad (10)$$

而模型的约束条件, 由于考虑了不同的出行者

类型 d 、路径选择概率 $P_{d,k}^{rs}$ 、出行者比例 u_d^{rs} 等多个用户出行特征变量, 因此应在静态均衡配流模型的基础上, 将对应的约束条件改为:

$$\text{s. t. } x_a = \sum_d \sum_r \sum_s \sum_{k \in K_{rs}} f_{d,k}^{rs} \delta_{a,k}^{rs}, \quad (11)$$

$$\sum_d \sum_{k \in K_{rs}} f_{d,k}^{rs} = \sum_d q_{rs} u_d^{rs} P_{d,k}^{rs}, \quad (12)$$

$$\sum_d u_d^{rs} = 1, \quad (13)$$

$$f_{d,k}^{rs} \geq 0. \quad (14)$$

式(11)~式(14)分别对应多用户 SUE 模型的路段流量 x_a 、路径流量 $f_{d,k}^{rs}$ 、出行者比例 u_d^{rs} 和非负约束等约束条件。

进一步观察发现, 在模型参数 q_{rs} , u_d^{rs} , θ_d 由 SP 调查数据拟合标定以后, 目标函数式(10)将退化为一个关于路径流量 $f_{d,k}^{rs}$ 的凸函数, 而且模型的约束条件均是线性的, 故其解集为紧凸集。同时, 根据变分不等式理论^[12], 目标函数是具有可解性的, 故此模型拥有路径均衡流量解。

4 脆弱路段识别指标的构建

突发环境下, 子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 内部的交通分布状态将会突变, 从而导致其路网总阻抗发生改变。上述 SUE 模型中, 路网总阻抗一般以路径阻抗形式给出, 即 $\sum_{r,s \in N^*, r \neq s} \sum_d C_{d,k}^{rs}$ 。因此, 本研究在鲁棒性指标 (网络效率 E) 的基础上, 在各子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 中构建一个融合出行者路径选择行为的脆弱路段识别指标:

$$E^* = \frac{\sum_{r',s' \in N^*, r' \neq s'} \frac{1}{\sum_d C_{d,k}^{r's'}}}{n^*(n^* - 1)}, \quad (15)$$

式(15)中, $C_{d,k}^{r's'}$ 为第 d 类出行者选择第 k 条路径作为最优路径的路径阻抗, 可按式(5)进行计算; r', s', N^*, n^* 分别为子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 的起、终点、节点集与节点数量。

不难发现, 新的脆弱性识别指标 E^* 利用出行者在 rs 间的路径总阻抗 $\sum_d C_{d,k}^{rs}$ 代替了原网络效率指标 E 中的最短路径长度 l_{rs} , 这使得新指标 E^* 能较好地反映突发环境下的网络交通流分布以及出行者的路径选择行为。

因此, 本研究用指标 E^* 在突发事件前后的变化量 ΔE_a^* 来识别子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 的脆弱路段 a :

$$\Delta E_a^* = \frac{|E_{L^*}^* - E_{L^*-a}^*|}{E_{L^*}^*} \times 100\%, \quad (16)$$

式中, $E_{L^*}^*$ 和 $E_{L^*-a}^*$ 分别为子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 在路段 a 失效前、后的脆弱性评价指标。该式以变化率的形式刻画路网脆弱性, 这样做主要是为了使识别结果有更好的区分度, 并尽量弱化路段通行能力统计分布特征的不同对识别效果的影响。

最后, 将基于多用户 SUE 模型的脆弱路段识别流程阐述如下。

算法 B

Step 0 利用 MSA 配流法将 OD 对 rs 间的需求量 q_{rs} 加载到原始路网 $G(N, L)$ 中, 得到各路段的初始流量 $x_i (i \in L)$ 。

Step 1 通过算法 A 进行路网压缩, 得到第 h 个子路网: $G_h^*(N^*, L^*)$, $1 \leq h \leq h_m$ 。

Step 2 针对第 h 个子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$, 计算其初始需求量 q_{rs}^h 和内部各路段的路段流量 $x_a^h (a \in L^*)$ 。

Step 3 按照式 (5)、式 (15) 分别计算子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 的初始总阻抗 $\sum_d C_{d,k}^{r's'}$ ($k \in K_{r's'}$) 和脆弱性指标 $E_{L^*}^* (L^* \subseteq L)$ 。

Step 4 将路段 a 从子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 中予以删除, 得到更新后的子路网 $G_h^*(N^*, L^* - a)$ 。

Step 5 利用 MSA 配流法将需求量 q_{rs}^h 重新加载到更新后的子路网 $G_h^*(N^*, L^* - a)$ 中, 得到各条路段的更新流量 $x'_i (i \in L^* - a)$ 。

Step 6 再次按照式 (5)、式 (15) 计算 $G_h^*(N^*, L^* - a)$ 的总阻抗 $\sum_d C_{d,k}^{r's'}$ ($k \in K_{r's'}, a \notin k$) 和脆弱性识别指标 $E_{L^*-a}^* (L^*, a \in L)$ 。

Step 7 按照式 (16), 计算路段 a 的脆弱性识别指标变化率 ΔE_a^* 。

Step 8 如果已更新子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 中的所有路段, 则 $h = h + 1$, 转入 Step 9; 否则, 删除子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 中的另一条路段, 转至 Step 4。

Step 9 若 $h \geq h_m$, 终止算法, 输出脆弱性识别结果; 否则, 转至 Step 2。

5 案例分析

5.1 数据收集与参数标定^[13]

模型参数 θ_d 和 u_d^s 需结合实际路网通过 SP 调查获取。在此, 以成都市锦江区某地的道路网络 $G(N, L)$ 为调查对象进行案例分析, 其几何拓扑形态如图 2 所示。具体的路网设计参数如表 1 所示。

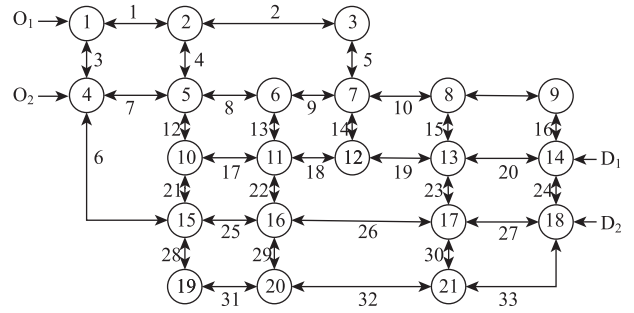


图 2 路网算例^[17]

Fig. 2 Example of road network

注: 路网 $G(N, L)$ 上的 OD 对分别为 1→14, 4→14, 1→18, 4→18。

表 1 路网设计指标^[17]

Tab. 1 Design indicators of road network

| 编号 | 通行能力/ (veh · h ⁻¹) | 初始 阻抗/h | 编号 | 通行能力/ (veh · h ⁻¹) | 初始 阻抗/h |
|----|-----------------------------------|------------|----|-----------------------------------|------------|
| 1 | 1 000 | 0.12 | 18 | 700 | 0.12 |
| 2 | 1 300 | 0.12 | 19 | 1 000 | 0.12 |
| 3 | 700 | 0.12 | 20 | 1 000 | 0.12 |
| 4 | 700 | 0.12 | 21 | 500 | 0.2 |
| 5 | 700 | 0.12 | 22 | 500 | 0.2 |
| 6 | 1 300 | 0.15 | 23 | 600 | 0.2 |
| 7 | 1 000 | 0.12 | 24 | 600 | 0.2 |
| 8 | 700 | 0.12 | 25 | 700 | 0.12 |
| 9 | 700 | 0.12 | 26 | 1 300 | 0.12 |
| 10 | 1 000 | 0.12 | 27 | 1 000 | 0.12 |
| 11 | 1 000 | 0.12 | 28 | 700 | 0.12 |
| 12 | 600 | 0.2 | 29 | 700 | 0.12 |
| 13 | 600 | 0.2 | 30 | 700 | 0.12 |
| 14 | 600 | 0.2 | 31 | 700 | 0.12 |
| 15 | 600 | 0.2 | 32 | 1 300 | 0.12 |
| 16 | 600 | 0.2 | 33 | 1 300 | 0.12 |
| 17 | 700 | 0.2 | | | |

注: 按《城市道路交通规划设计规范》^[13]取值。

然后, 采集路网 OD 需求量与出行者特征数据, 得到各 OD 对间的需求量, 如表 2 所示。之后, 通过对出行者特征数据的非集计处理, 得到 3 种出行特征各异的出行者类型: 不理性型、部分理性型和完全理性型, 3 者的比例 u_d^s 与 Logit 模型参数 θ_d 如表 3 所示。

表 2 OD 需求量 (单位 veh/h)^[17]

Tab. 2 Demand of OD (unit: veh/h)

| OD 对 (rs) | 出行需求 |
|-----------|-------|
| 1→14 | 1 148 |
| 4→14 | 1 211 |
| 1→18 | 1 109 |
| 4→18 | 1 298 |

注: 剔除无效调查数据后, 共得到有效 OD 需求数据 4 766 个。

表 3 用户比例与模型参数标定^[17]

Tab.3 Proportion of users and calibration of model parameters

| 用户类型 | 所占比例 u_d^s | 模型参数 θ_d | 常数项 θ_0 |
|-----------------|--------------|-----------------|----------------|
| 不理理性型 ($d=1$) | 0.380 | 0.869 | 0.004 |
| 部分理性型 ($d=2$) | 0.495 | 1.031 | 0.196 |
| 完全理性型 ($d=3$) | 0.125 | 1.490 | 0.108 |

注: 利用 NLogit 4.0 按极大似然估计法进行非集计参数标定。

采用 BPR 函数刻画路网 $G(N, L)$ 的道路阻抗^[15]:

$$t_a(x_a) = t_a^* \left[1 + \alpha \left(\frac{x_a}{C_a} \right)^\beta \right], \quad (17)$$

式中, x_a 为路段 a 流量; t_a^* 为路段 a 的初始自由流阻抗; C_a 为路段 a 的道路通行能力; 参数 α, β 根据实际调查数据用非线性回归^[15]拟合, 取值为 $\alpha = 0.351, \beta = 3.089$ 。

对获取的数据进行一致性验证。一方面, 通过表 1 计算出路网中各路段的平均路段阻抗在区间 $[0.10 \text{ h}, 0.27 \text{ h}]$ 波动, 这与实际调查得到的机动车平均行驶时间一致; 另一方面, 利用表 2、表 3 进行模型参数的标定, 其计算得到的各种类型出行者在路网中所占的比例也与实际的交通调查结果相近。

下面, 将突发环境下的路网脆弱性分析分为潜在脆弱路段集获取、路网压缩、脆弱路段 3 个阶段进行识别。

5.2 潜在脆弱路段集获取

遍历删除路网 $G(N, L)$ 中的路段, 并按式 (1)、式 (2) 分别计算突发环境下路网鲁棒性指标的变化量 $\Delta E, \Delta S$, 结果如图 3 所示。

将图 3 中 ΔE 与 ΔS 的均值 $\overline{\Delta E} = 5.04\%$ 和 $\overline{\Delta S} = 1.96\%$ 作为路网潜在脆弱路段的筛选条件, 选择指标变化量均大于 $\overline{\Delta E}$ 和 $\overline{\Delta S}$ 的路段构成潜在脆弱路段集合 L' :

$$L' = \{l_j | j = 4, 8, 10, 11, 12, 22, 28, 30\}, \quad (18)$$

式中 j 为潜在路段的编号。

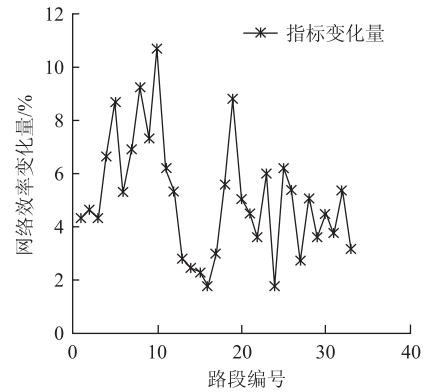
5.3 路网压缩

在潜在脆弱路段集 L' 的基础上, 通过算法 A 进行路网 $G(N, L)$ 的压缩, 结果如图 4 所示。

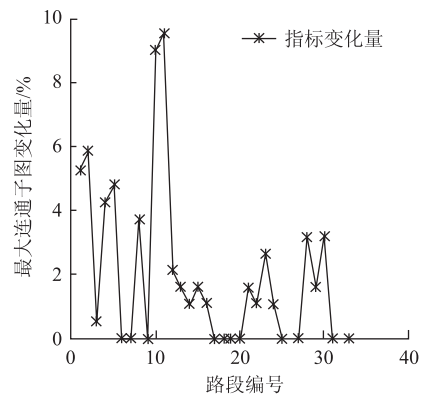
由图 4 可得, 算法 A 将路网 $G(N, L)$ 压缩为 $G_1^*(N^*, L^*), G_2^*(N^*, L^*), G_3^*(N^*, L^*), G_4^*(N^*, L^*)$ 等 4 ($h_m = 4$) 个子路网, 它们均为简单回路, 便于进行交通流量分析与计算机编程。

5.4 脆弱路段识别

执行算法 B 的 Step 0。通过 MSA 法完成路网初始配流, 设 MAS 法的收敛精度 e 为 0.01。通过计



(a) 网络效率变化量



(b) 最大连通子图变化量

图 3 路网鲁棒性指标的变化

Fig. 3 Variation of road network robustness indicators

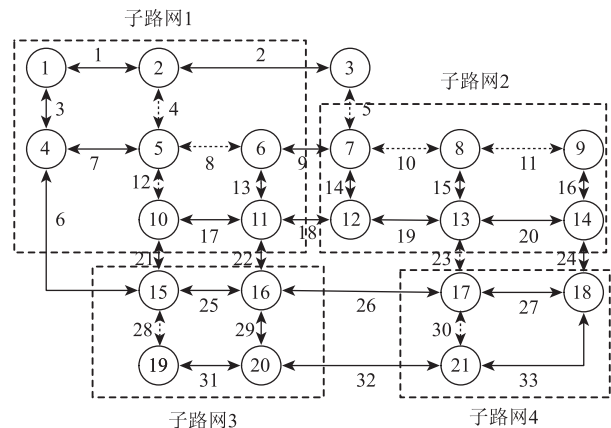


图 4 子路网分区

Fig. 4 Road sub-network partition

注: 潜在关键路段用虚线。

算, 可得模型收敛情况与各路段的初始流量分配结果, 如图 5 所示。

由图 5 可得, 算法在进行到第 127 次时收敛, 该过程耗时为 103.604 s。可以推断, 如果采用遍历法逐一删除 33 条路段进行脆弱性识别, 则整个识别过程将耗时 3 418.932 s (约 1 h, 33 ×

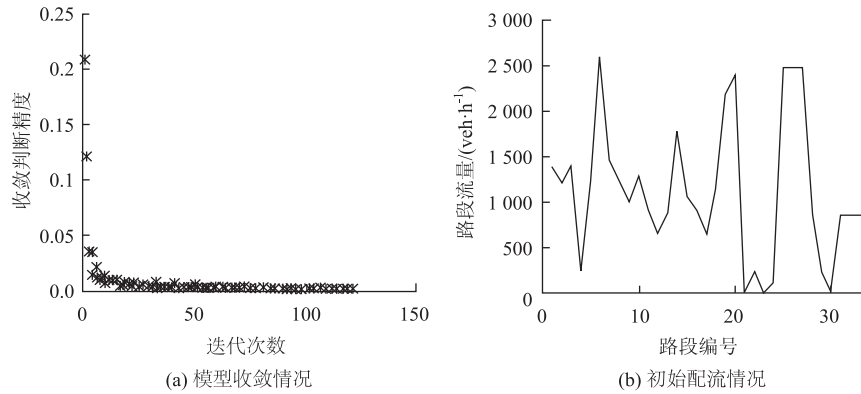


图5 初始配流结果

Fig. 5 Initial flow assignment result

103.604 s)。显然，常规计算机的计算速度不足以在短时间内求得模型结果。因此通过算法 A 压缩路网规模。

在每个压缩后的子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 上，运用 matlab2012a 完成算法 B，得到各子路网 $G_h^*(N^*, L^*)$ 的脆弱性分析指标 ΔE_a^* ，结果如图 6 所示。

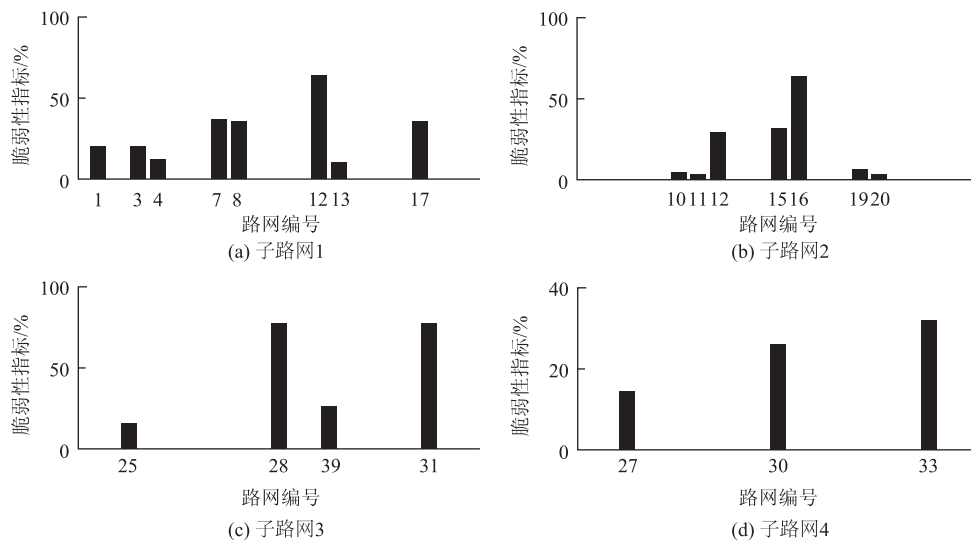


图6 子路网脆弱性指标

Fig. 6 Vulnerability indicators of road sub-networks

注：该过程耗时为 20.004 s。

从图 6 可知，用脆弱性指标 ΔE_a^* 识别出子路网 1~4 的脆弱路段分别为：路段 12、路段 16、路段 31 和路段 33，且如果突发事件导致这 4 条路段完全失效，则它们分别会对子路网 1~4 造成 61.97%，62.68%，75.74% 和 29.75% 的负面影响。

最后，尝试将本研究模型与传统的遍历法识别模型^[16-18]进行对比，结果如表 4 所示。

从表 4 可得，本研究模型的识别结果与传统模型基本一致，但脆弱性识别指标间的区分度（方差）高出传统模型约 24.46%。此外，本研究模型的识别过程耗时更短。具体而言，算法 A 加算法 B 总耗时

仅为： $2.053 + 123.608 (103.604 + 20.004) = 125.661$ s（约 2 min），而传统模型需采用遍历法识别脆弱路段，全程耗时将近 1 h。

值得注意的是，本研究模型未识别出路段 6，原因在于路段 6 并不在潜在脆弱路段集合（式（18））中，进而无法出现在子路网里，故无法得到路段 6 的配流与识别结果。这一现象表明，突发环境下路网鲁棒性与脆弱性虽具有一定的正相关关系^[10]（最脆弱路段如路段 28、路段 16、路段 33 等同时也是对路网鲁棒性影响较大的路段），但并非简单的线性相关^[17]，需综合考虑两种方法的识别结果，避免对脆弱路段的“漏判”。

表 4 方法对比
Tab. 4 Comparison of methods

| 方法 | 脆弱性排序 | 编号 | 变化量 $\Delta E_a^*/\%$ |
|-------|-------|-----------|--|
| 子路网 1 | 1 | 12 | 61.973 |
| | 2 | 7 | 33.851 |
| | 3 | 17 | 32.740 |
| 子路网 2 | 1 | 16 | 62.684 |
| | 2 | 15 | 28.218 |
| | 3 | 14 | 26.380 |
| 子路网 3 | 1 | 31 | 75.741 |
| | 2 | 28 | 75.741 |
| | 3 | 29 | 23.924 |
| 子路网 4 | 1 | 33 | 29.745 |
| | 2 | 30 | 22.779 |
| | 3 | 27 | 11.418 |
| | | | 变化量 |
| 方法 | 脆弱性排序 | 编号 | $\Delta \sum_a x(a)t_a(a)/$ (veh · h) |
| 遍历法 | 1 | 28 | 91.561 |
| | 2 | 16 | 83.339 |
| | 3 | 6 | 62.948 |
| | 4 | 12 | 60.530 |
| | 5 | 31 | 40.177 |

注: 两种方法识别结果一致的路段用黑体标出。

6 结论

为更高效地实现突发条件下的路网脆弱路段识别, 本研究以网络鲁棒性分析为出发点, 构建多用户 SUE 模型, 得到相关结论如下:

(1) 考虑了突发环境下不同类型出行者的路径选择行为, 提出的多用户 SUE 模型能够刻画路网交通流分布的随机特性。

(2) 基于可达性原理, 设计了路网压缩的矩阵算法, 将路网分割成多个彼此连通的子路网, 各子路网可完整覆盖潜在脆弱路段集合, 并显著降低模型求解的时间。

(3) 模型的参数标定需要利用大量的基础调研数据。这些数据往往具有时变特性, 而本研究模型是基于静态路网的, 如何融入这些数据的时变特性, 是下一阶段的工作。

参考文献:

References:

[1] BERDICA K. An Introduction to Road Vulnerability: What Has Been Done, Is Done and Should Be Done [J]. *Transport Policy*, 2002, 9 (2): 0 - 127.

[2] SULLIVAN J L, NOVAK D C, AULTMAN-HALL L, et al. Identifying Critical Road Segments and Measuring System-wide Robustness in Transportation Networks with Isolating Links: A Link-based Capacity-reduction Approach [J]. *Transportation Research Part A: Policy & Practice*, 2010, 44 (5): 323 - 336.

[3] JENELIUS E, PETERSEN T, MATSSON L G. Importance and Exposure in Road Network Vulnerability Analysis [J]. *Transportation Research Part A: Policy & Practice*, 2006, 40 (7): 537 - 560.

[4] D'ESTE G M, TAYLOR M A P. *Network Vulnerability: An Approach to Reliability Analysis at the Level of National Strategic Transport Networks* [R]. New York: Pergamon Press, 2003: 23 - 44.

[5] TAYLOR M A P, SEKHAR S V C, D'ESTE G M. Application of Accessibility Based Methods for Vulnerability Analysis of Strategic Road Networks [J]. *Networks and Spatial Economics*, 2006, 6 (3/4): 267 - 291.

[6] SCOOT D M, NOVAK D C, AULTMAN-HALL L. Network Robustness Index: A New Method for Identifying Critical Links and Evaluating the Performance of Transportation Networks [J]. *Journal of Transport Geography*, 2006, 14 (3): 215 - 227.

[7] KNOOP V, VAN ZUYLEN H, HOOGENDOORN S. The Influence of Spillback Modelling When Assessing Consequences of Blockings in a Road Network [J]. *European Journal of Transport and Infrastructure Research* 2008, 8 (4): 287 - 300.

[8] 李小静, 刘林忠. 基于累计前景理论的通勤者路径选择模型 [J]. *交通运输系统工程与信息*, 2015, 15 (1): 173 - 178.

LI Xiao-jing, LIU Lin-zhong. Route Choice Model for Commuters Based on Cumulative Prospect Theory [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2015, 15 (1): 173 - 178.

[9] CHEN B Y, LAM W H K, SUMALEE A, et al. Vulnerability Analysis for Large-scale and Congested Road

- Networks with Demand Uncertainty [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2012, 46 (3): 501 - 516.
- [10] 李彦瑾, 罗霞, 车国鹏. 突发拥挤条件下城市道路网脆弱性识别 [J]. *公路交通科技*, 2017, 34 (5): 129 - 136.
- LI Yan-jin, LUO Xia, CHE Guo-peng. Vulnerability Identification of Urban Road Network under Abrupt Congestion Condition [J]. *Journal of Highway and Transportation Research and Development*, 2017, 34 (5): 129 - 136.
- [11] 刘思峰, 万寿庆, 陆志鹏, 等. 交通网络中救援点与事故点的路段重要性评价模型研究 [J]. *中国管理科学*, 2009, 17 (1): 119 - 124.
- LIU Si-feng, WAN Shou-qing, LU Zhi-peng, et al. The Importance of Highway Section Evaluation Model in Complex Network between Accident Point and Rescue Point in the Emergency Situations [J]. *Chinese Journal of Management Science*, 2009, 17 (1): 119 - 124.
- [12] 黄海军. 城市交通网络平衡分析: 理论与实践 [M]. 北京: 人民交通出版社, 1994: 57 - 69.
- HUANG Hai-jun. *Urban Transportation Network Equilibrium Analysis: Theory and Practice* [M]. Beijing: China Communications Press, 1994: 57 - 69.
- [13] 李彦瑾, 罗霞, 徐沙. 突发环境下城市道路网脆弱性识别 [C] // 2018 世界交通运输大会. 北京: 人民交通出版社, 2018: 789 - 802.
- LI Yan-jin, LUO Xia, XU Sha. Vulnerability Identification of Urban Road Network under Emergency Environment [C] // 2018 World Transportation Conference. Beijing: China Communications Press, 2018: 789 - 802.
- [14] 北京市市政工程设计研究总院. 城市道路设计规范 [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2012.
- Beijing General Municipal Engineering Design & Research Institute. *Code for Design of Urban Road Engineering* [M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2012.
- [15] 陆化普. 交通规划理论与方法 [M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2006: 251 - 258.
- LU Hua-pu. *Theory and Method in Transportation Planning* [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2006: 251 - 258.
- [16] 王玮强, 张春民, 朱昌锋. 基于累积前景理论的应急物流路径选择方法 [J]. *中国安全科学学报*, 2017, 27 (3): 169 - 174.
- WANG Wei-qiang, ZHANG Chun-min, ZHU Chang-feng. Route Selection Method for Emergency Logistics Based on Cumulative Prospect Theory [J]. *China Safety Science Journal*, 2017, 27 (3): 169 - 174.
- [17] 张勇, 屠宁雯, 姚林泉. 城市道路交通网络脆弱性识别方法 [J]. *中国公路学报*, 2013, 26 (4): 154 - 161.
- ZHANG Yong, TU Ning-wen, YAO Lin-quan. Urban Road Traffic Network Vulnerability Identification Method [J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2013, 26 (4): 154 - 161.
- [18] 李彦瑾, 罗霞. 基于 Logistic 曲线的路网脆弱性动态识别 [J]. *中国安全科学学报*, 2018, 28 (2): 28 - 33.
- LI Yan-jin, LUO Xia. Dynamic Vulnerability Identification of Road Network Based on Logistic Curve [J]. *China Safety Science Journal*, 2018, 28 (2): 28 - 33.