

诱导信息下考虑路段容量退化的流量演化研究^①

徐红利, 于新莲*, 周 晶

(南京大学工程管理学院, 南京 210093)

摘要: 在路段通行能力随机退化的情况下, 假设出行者路径选择行为随出行经验和出行可靠性信息的更新而不断调整. 考虑出行者择路过程中的有限理性和参考点依赖, 基于累积前景理论的路径选择决策机制, 建立了描述出行者动态学习、经验更新、预留出行时间更新和动态选择的交通流 day-to-day 动态演化模型, 定义了广义的交通流系统收敛并提出模型的计算算法. 通过算例解释上述模型和算法, 经过大规模仿真计算和比较, 发现在随机情境下提供出行可靠性诱导信息, 信息准确程度较高时网络可以较快演化到收敛状态. 本文的研究有助于加深对复杂交通行为的理解, 对交通规划和管理具有理论指导意义.

关键词: 诱导信息; 交通流演化; 出行可靠性; 路段通行能力退化; 累积前景理论

中图分类号: U491.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-9807(2015)07-0039-09

0 引言

在城市交通路网中, 由于天气变化、道路施工、频发的交通事故、交通拥堵等原因, 道路通行能力是随机变化的, 会低于设计的路段最大通行能力. 相应的交通网络被称为退化网络. 路段通行能力退化导致出行时间的不确定, 以及震荡的路网流量分布. 了解路段通行能力退化情况下的交通流演化规律(包括流量变化、出行时间变化、是否拥堵、是否收敛以及收敛的速度, 等等), 对于准确诊断城市交通问题的症结、科学引导城市交通发展具有重要意义.

Siu 和 Lo 等^[1]研究了考虑路段通行能力退化的静态用户均衡问题. He 和 Liu^[2]针对通行能力退化的交通网络, 考虑出行者对行程时间的“预测—修正”过程, 分析了相应的交通流动态演化规律. 此外少有研究者关注路段通行能力退化情景下的交通流动态演化, 更未发现考虑诱导信息的研究文献. 在确定情景下的交通流动态演化

研究方面, Smith^[3]提出了一种基于系统均衡的动态演化机制, 发现在这种机制下, 交通流系统经过动态演化后会收敛到 Wardrop 用户最优均衡. 随后有研究者提出了多种动态演化机制^[4-6]. 然而, 这些基于系统均衡分析范式的研究, 以寻找一种保证交通系统能达到某种均衡的演化机制为出发点, 较少关注出行者的选择更新行为.

此外, 现有的 day-to-day 动态演化研究, 绝大部分以出行者的完全理性为基本假设. 事实上, 在面对诸多不确定因素时, 人们的判断和决策行为并非完全理性, 在很大程度上受到个人的习惯偏好、风险态度等的影响. Kahneman 等^[7, 8]在 Simon 的有限理性假设的基础上提出了前景理论(prospect theory, PT)及其扩展后的累积前景理论(cumulative prospect theory, CPT), 以刻画经济主体在不确定性条件下的决策机制. 在交通研究领域, Avineri^[9]首次将累积前景理论运用于随机网络中的出行选择决策, 并分析了参考点的取值对网络均衡的影响. 张扬等^[10]通过实证研究发现出行者

① 收稿日期: 2012-11-27; 修订日期: 2014-03-26.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(71201078; 71371094); 国家自然科学基金海外及港澳学者合作研究基金资助项目(71228101).

通讯作者: 于新莲(1990—), 女, 山东菏泽人, 博士生. Email: yuxinlian1990@126.com

在出发时间和路径选择过程中存在参考点依赖. Xu 等^[11]提出了一种随机情境下确定参考点取值的方法(将预留出行时间作为路径选择的参考点),并将其应用于静态交通流分配建模.考虑路段通行能力随机退化的情景,当路网流量和出行成本动态变化时,出行者会调整自己的预留出行时间即参考点.近年来出行信息系统(advanced traveler information system, ATIS)的功能不断完善并得到了越来越广泛的应用^[12-16],香港城市交通出行可靠路径搜寻系统(reliable path searching system, RPSS),可以根据出行者期望的准时到达概率给出建议的出行预留时间^[16].关于出行者有限理性特征的证实以及新的诱导信息系统的出现,为交通流动态演化研究指出了新的方向.

本文针对路段通行能力退化的路网,考虑出行者路径选择过程中的参考点依赖和风险偏好特征,建立了基于CPT的交通流 day-to-day 动态演化模型,描述出行者择路过程中的学习、选择和更新行为.模型同时考虑了路段通行能力退化、有限理性和交通预测信息对出行决策的影响,可以更加准确的描述现实中出行者的行为规律和交通流的分布形态.相关结论为交通流控制与管理、动态路径诱导等提供时间尺度上的动态流量分布信息,对于交通信息预测、交通流诱导、交通事故管理等具有较强的理论指导意义.

1 符号与假设

假设 $N(G, A)$ 是具有多起点多节点的强联通网络, N 是网络节点集, A 为有向路段集; v_a : 路段 a 上的流量; $V^{(n)} = (v_1^n, \dots, v_a^n, \dots, v_{|A|}^n)$: 第 n 天所有路段上的流量构成的向量; c_a : 路段 a 的容量,考虑路段通行能力退化,因此 c_a 是随机变量.

R : 起讫点(OD)对集合; K_r : OD 对 r 间所有路径的集合; $\delta_{a,r}^k$: 路段路径关联矩阵, OD 对 r 中第 k 条路径经过路段 a 时取 1, 否则取 0; q_r^n : 第 n 天 OD 对 r 间的出行需求; $f_{r,k}^n$: 第 n 天 OD 对 r 间第 k 条路径上的流量; $p_{r,k}^n$: 第 n 天出行者选择 OD 对 r 间第 k 条路径的概率; t_a^n : 第 n 天路段 a 上的实际出行时间; $t_{r,k}^n$: 第 n 天 OD 对 r 间第 k 条路径的出行时间; $T_{r,k}^{(n)} = (t_{r,k}^1, \dots, t_{r,k}^i, \dots, t_{r,k}^n)^T$: 第 1 至 n 天 OD

对 r 间路径 k 的实际出行时间构成的向量; $\tilde{T}_{r,k}^n$: 第 n 天 OD 对 r 间第 k 条路径的感知出行时间; ρ_a^r : OD 对 r 间出行者的期望准时到达概率(出行可靠性的置信水平).假设出行者具有相同的感知出行时间和期望准时到达概率.

由路段—路径之间的拓扑关系,路网流量必须满足等式(1) - (3)的守恒约束

$$f_{r,k}^n = q_r^n \cdot p_{r,k}^n, k \in K_r, r \in R \tag{1}$$

$$q_r^n = \sum_{k \in K_r} f_{r,k}^n, k \in K_r, r \in R \tag{2}$$

$$v_a^n = \sum_{r \in R} \sum_{k \in K_r} \delta_{a,r}^k f_{r,k}^n, k \in K_r, r \in R \tag{3}$$

此外, OD 对 r 间路径 k 的出行时间可以表示为该路径包含的所有路段出行时间之和

$$t_{r,k}^n = \sum_{a \in A} \delta_{a,r}^k t_a^n, k \in K_r, r \in R \tag{4}$$

2 出行者动态学习与选择

2.1 关于出行时间的 day-to-day 动态学习过程

本文采用 Horowitz^[17]提出的学习模型,认为出行者的感知出行时间是过去实际出行时间的加权平均.假设感知出行时间服从正态分布,即 $\tilde{T}_{r,k}^n \sim N(\bar{\mu}_{r,k}^n, (\bar{\sigma}_{r,k}^n)^2)$, 则感知出行时间的均值和方差可表述为等式(5) - 式(6).

$$\bar{\mu}_{r,k}^n = E(T_{r,k}^{(n-1)}) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n-1} t_{r,k}^i, k \in K_r, r \in R \tag{5}$$

$$(\bar{\sigma}_{r,k}^n)^2 = Var(T_{r,k}^{(n-1)}) = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^{n-1} (t_{r,k}^i - \bar{\mu}_{r,k}^n)^2, k \in K_r, r \in R \tag{6}$$

2.2 基于累积前景理论的出行路径选择机制

大量研究表明,出行者在随机网络中的择路行为具有参考点依赖特征,并且符合累积前景理论的决策框架^[9-11].根据 Xu 等^[11],在随机网络中,出行者会预留出行时间以满足自己对出行可靠性的要求(期望准时到达概率),并且在路径选择阶段将预留的出行时间作为参考点.假设 OD 对 r 间的出行者具有相同的出行时间参考点 ω_r (即预留出行时间),则路径 k 的累积前景值为

$$u_{r,k}^n = \int_{t_{r,k}^n}^{\omega_r} \frac{dw(\tilde{\psi}_r^k(\tilde{T}_{r,k}^n))}{d\tilde{T}_{r,k}^n} g_r^n(\tilde{T}_{r,k}^n) dx +$$

$$\int_{\omega_r}^{\tilde{T}_{r,k}^n} - \frac{dw(1 - (\psi_r^k(\tilde{T}_{r,k}^n)))}{d\tilde{T}_{r,k}^n} g_r^n(\tilde{T}_{r,k}^n) d\tilde{T}_{r,k}^n, \quad (7)$$

$k \in K_r, r \in R$

$w(\cdot)$ 和 $g_r^n(\cdot)$ 分别是累积前景理论中的决策权重函数和价值函数^[11]，在路径选择决策中价值函数和权重函数可分别表示为

$$g_r^n(\tilde{T}_{r,k}^n) = \begin{cases} (\omega_r - \tilde{T}_{r,k}^n)^\alpha, & \tilde{T}_{r,k}^n \leq \omega_r \\ -\eta(\tilde{T}_{r,k}^n - \omega_r)^\beta, & \tilde{T}_{r,k}^n > \omega_r \end{cases}, \quad (8)$$

$r \in R$

$$w(p) = \frac{p^\gamma}{(p^\gamma + (1 - p^\gamma))^{\frac{1}{\gamma}}} \quad (9)$$

价值函数 $g_r^n(\cdot)$ 表征了出行者根据各条路径的出行时间形成的主观效用，度量了偏离参考点的价值，即收益或损失。当 $\tilde{T}_{r,k}^n \leq \omega_r$ 时价值函数是凸函数，当 $\tilde{T}_{r,k}^n \geq \omega_r$ 时价值函数是凹函数。这是因为出行者在获得时是风险规避的，而在损失时是风险偏好的。式中参数 $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$ 表示出行者对获得和损失敏感性的递减速度， $\eta \geq 1$ 表示出行者对损失的厌恶程度大于对等量获得的偏好程度。函数 $w(\cdot)$ 将客观概率转化为主观概率权重， $\rho \leq \gamma \leq 1$ 表明人们相对重视小概率事件而忽视大概率事件。本文在后续算例计算过程中采用文献[11]得到的参数估计值 $\alpha = 0.37, \beta = 0.59, \eta = 1.51, \gamma = 0.74$ 。此外 $\bar{t}_{r,k}^n$ 和 $\underline{t}_{r,k}^n$ 分别表示感知出行时间的上、下界，假设感知出行时间分布在均值左右各 3 个标准差范围内，即

$$\bar{t}_{r,k}^n = \bar{\mu}_{r,k}^n + 3\bar{\delta}_{r,k}^n, \quad k \in K_r, r \in R \quad (10)$$

$$\underline{t}_{r,k}^n = \bar{\mu}_{r,k}^n - 3\bar{\delta}_{r,k}^n, \quad k \in K_r, r \in R \quad (11)$$

2.3 诱导信息下的参考点调整过程

如等式(7) - 式(9)所示，出行预留时间极大地影响出行者的决策。较长的预留时间在保证较高的出行可靠性的同时也可能引起时间浪费。RPSS 系统可以根据出行者期望的准时到达概率给出建议的出行预留时间。然而在随机网络中，由于估计误差或其它不可预知的因素，RPSS 系统提供的预测信息不可能完全准确。因此，在日复一日的出行中，出行者会结合自身经验不断调整预留时间和出行路径。

假设在前 M 天，由于缺乏出行经验，出行者

会直接向 RPSS 系统中输入期望准时到达概率 ρ_d^r ，以得到建议的出行预留时间 $B_d^{r,n}$ ，度量备选路径的累积前景值，并选择前景值最大的路径。同时出行者每天都会累积出行经验，更新其感知出行时间，并计算实际的准时到达率。M 天以后，初始的建议预留时间可能无法实现期望的准时到达概率（即实际的准时到达率不等于期望的准时到达概率），为此出行者将根据出行经验调整输入 RPSS 系统的概率。用 $p_d^{r,n}$ 表示第 n 天 OD 对 r 间的实际准时到达概率（ $p_d^{r,n}$ = 实际准时到达的天数 / 总天数），当连续三天中出行者的实际准时到达概率 $p_d^{r,n}$ 与初始期望准时到达概率 ρ_d^r 相差较大时（如：差的绝对值大于 0.1），出行者将调整输入 RPSS 系统的期望准时到达概率 $p_a^{r,n}$ 。

$$p_a^{r,n} = \begin{cases} \rho_d^r, & \text{if } \min_{n-2 \leq j \leq n} |p_d^{r,j} - \rho_d^r| \leq 0.1 \\ \min(p_d^r + \zeta(p_d^{r,j} - \rho_d^r), 0.95), & \text{if } \min_{n-2 \leq j \leq n} |p_d^{r,j} - \rho_d^r| > 0.1 \end{cases}, \quad (12)$$

ζ 表示调整系数， ζ 越大则出行者更依赖出行经验。

RPSS 是 ATIS 的一部分，其功能实现建立在内嵌的出行时间预测系统（通过交通数据收集，能预测随机网络的出行时间分布并不断更新）的基础上。出行者将调整后的期望准时到达概率 $p_a^{r,n}$ 输入 RPSS 系统，RPSS 系统将给出新的预留出行时间建议，表示为 ω_r^n 。

$$\omega_r^n = \min_k \{ \omega_{r,k}^n \mid \Phi_r^{k,n}(\omega_{r,k}^n) \geq p_a^{r,n} \}, \quad r \in R \quad (13)$$

其中 $\Phi_r^{k,n}(\cdot)$ 是 ATIS 系统预测到的路径出行时间的累积概率分布函数。

调整出行预留时间 ω_r^n 和感知路径出行时间分布（ $\tilde{T}_{r,k}^n \sim N(\bar{\mu}_{r,k}^n, (\bar{\delta}_{r,k}^n)^2)$ ）后，OD 对 r 间路径 k 的实际累积出行前景值可以通过等式(7)计算。由于风险偏好等个体特征的差异，关于出行前景值的认知可能存在偏差，用 $\varepsilon_{r,k}^n$ 表示出行者的认知偏差，并且假设 $\varepsilon_{r,k}^n$ 服从独立的 Gumbel 分布；出行者的路径选择概率则可以通过等式(15)表示的 Logit 选择模型表示，其中 θ ($\theta \geq 0$) 表示出行者关于路径前景值的认知差异。考虑路段通行能力退化与诱导信息的 day-to-day 动态交通流系统，可以表示为以下数学模型

$$U_r^n = u_r^n + \varepsilon_r^n, k \in K_r, r \in R \quad (14)$$

$$p_{r,k}^n = \frac{\exp(\theta u_{r,k}^n)}{\sum_{j \in K_r} \exp(\theta u_{r,j}^n)}, k \in K_r, r \in R \quad (15)$$

s. t. 式(1) - 式(13)

考虑所有出行者的路径选择决策,第 n 天出行结束后,得到实际路径出行时间和实际准时到达概率.第 $n + 1$ 天,出行者根据学习机制更新感知出行时间,调整期望准时到达概率和出行预留时间,并据此重新选择路径.

3 Day-to-day 动态演化模型的性质和算法

3.1 Day-to-day 动态系统的性质

根据 Chen 等^[18],严格来说,网络中所有出行者的路径选择决策不再变化时,动态交通系统达到收敛状态,但是这种状态在现实中不可能实现.本文定义广义的动态交通系统收敛:连续 l 天中,出行者路径选择比例的改变不超过 ε_1 ,同时,出行者的实际准时到达概率围绕期望准时到达概率在 ε_2 的范围内波动.因为路径选择决策的微小改变不会导致交通流量或出行时间的巨大改变,所以网络会保持相对稳定.

$$\max_{r \in R} \{ \max_{k \in K_r} p_{r,k}^j - \min_{n-l+1 < j \leq n} p_{r,k}^j \} \leq \varepsilon_1 \quad (16)$$

$$\max_{n-l+1 < j \leq k} | p_{r,k}^j - p_{r,k}^j | \leq \varepsilon_2 \quad (17)$$

为了分析交通流系统演化后形成的状态,检验该状态是否与静态用户均衡一致,本文定义了基于累积前景理论的静态随机用户均衡(CPT-SUE)条件:任何出行者都不能通过单方面改变出行路径来增加个人感知出行前景值;并且,达到 CPT-SUE 后,出行者的参考点不再改变.

第 2 节中建立的模型描述退化的路段容量引起的 day-to-day 变化的交通配流,但在每一天中,路段通行能力和路径流量都是确定的. CPT-SUE 模型旨在给定路段容量退化系数分布的情形下,估计长期路径选择比例和出行时间分布的均值.沿用前文所定义的符号,建立基于累积前景理论的静态随机用户均衡模型如下

$$p_r^k = \frac{\exp(\theta u_r^k)}{\sum_{j \in K_r} \exp(\theta u_r^j)}, k \in K_r, r \in R \quad (18)$$

$$f_r^k = q_r \cdot p_r^k, k \in K_r, r \in R \quad (19)$$

$$u_r^k = \int_{t_r^k}^{\sigma_r} \frac{dw(\tilde{\psi}_r^k(\tilde{T}_r^k))}{d\tilde{T}_r^k} g_r(\tilde{T}_r^k) dx + \int_{\sigma_r}^{t_r^k} - \frac{dw(1 - (\tilde{\psi}_r^k(\tilde{T}_r^k)))}{d\tilde{T}_r^k} g_r(\tilde{T}_r^k) d\tilde{T}_r^k, \forall k, r \quad (20)$$

$$U_r^k = u_r^k + \varepsilon_r^k, k \in K_r, r \in R \quad (21)$$

$$g_r(\tilde{T}_r^k) = \begin{cases} (\sigma_r - \tilde{T}_r^k)^a, & \tilde{T}_r^k \leq \sigma_r \\ -\eta(\tilde{T}_r^k - \sigma_r)^\beta, & \tilde{T}_r^k > \sigma_r \end{cases}, r \in R \quad (22)$$

$$\sigma_r = \min_k \{ \omega_r^k | \tilde{\psi}_r^k(\omega_r^k) \geq p_{r,k}^j \}, r \in R \quad (23)$$

$$q_r = \sum_{k \in K_r} f_r^k, k \in K_r, r \in R \quad (24)$$

$$v_r = \sum_{r \in R} \sum_{k \in K_r} \delta_{a,r}^k f_r^k, k \in K_r, r \in R \quad (25)$$

$$f_r^k \geq 0, k \in K_r, r \in R \quad (26)$$

式(18) - 式(19)是路径选择的 Logit 模型,式(20) - 式(22)计算出出行者的累积前景值,式(23)表明了参考点的内生性,式(25) - 式(26)是流量约束条件.

令 Q 、 F 和 P 分别表示向量 $\{q_r, r \in R\}$ 、 $\{f_r^k, k \in K_r, r \in R\}$ 和 $\{p_r^k, k \in K_r, r \in R\}$,所有满足流量约束条件的路径选择概率均为可行 CPT-SUE 解,由于路径选择概率是与路径流量相关的,因而 CPT-SUE 条件可转化为如下不动点问题

$$P = G(P), P \in \Omega \quad (27)$$

$$\Omega = \{P | \sum_{k \in K_r} p_r^k = 1, \forall r\}$$

$$f_r^k = q_r \cdot p_r^k, p_r^k \geq 0, \forall r, k;$$

$$V_a = \sum_{r \in R} q_r \sum_{r \in R} \sum_{k \in K_r} \delta_{a,r}^k f_r^k, \forall a \quad (28)$$

其中 Ω 为可行 CPT-SUE 解,求解 CPT-SUE 模型即寻找 $P^* \in \Omega$,使 $P^* = G(P^*)$.假设路径出行时间的累积概率分布函数 $\tilde{\psi}_r^k(\cdot)$ 关于路径选择比例 P 是连续的,根据 Xu 等^[11],路径累积出行前景值也是连续的,由等式(19) - 式(21)知 $G(P)$ 关于 P 也连续.所以,上述不动点问题的解存在.算例中将会展示动态交通系统演化达到的收敛状态是 CPT-SUE 模型的一组解.

3.2 Day-to-day 动态演化模型的计算

步骤 0 (初始化) 令 $n = 1$ 初始化数据 ε_1 、 ε_2 和出行者感知出行时间; 对出行者的期望准时到达概率 ρ_d^r 赋值;

步骤 1 (计算出行预留时间) 如果 $n < M$, 根据期望准时到达概率 ρ_d^r 确定出行预留时间; 否则, 计算实际准时到达概率和调整后的准时到达概率, 并且由式(13) 得出调整后的出行预留时间;

步骤 2 (计算累积前景价值和路径选择比例) 根据感知路径出行时间分布和出行预留时间, 计算 OD 对 r 之间的所有备选路径的累积前景价值; 计算路径选择比例;

步骤 3 (更新感知路径出行时间分布) 在第 n 天结束时收集实际路径 / 路段出行时间, 根据学习机制更新出行者的感知出行时间分布;

步骤 4 (收敛性检验) 如果 $\max_{r \in R} \{ \max_{k \in K_r} \max_{n-l+1 < j \leq n} p_{r,k}^j - \min_{n-l+1 < j \leq n} p_{r,k}^j \} \leq \varepsilon_1$, 并且 $\max_{n-l+1 \leq j \leq k} |p_d^{r,j} - \rho_d^r| \leq \varepsilon_2$ 终止计算; 否则 $n = n + 1$ 转入步骤 1.

4 算例分析

以图 1 所示的简单交通网络为例, 对上述模型和算法进行验证. 只考虑一对起讫点 1 - 3, 共有四条备选路径, 分别是: 路径 1($a_1 - a_3$), 路径 2($a_1 - a_4$), 路径 3($a_2 - a_3$) 和路径 4($a_2 - a_4$). 假设起讫点间的出行需求 q_r 不随时间改变, 且 $q_r = 200$, 出行者初始期望准时到达概率 $\rho_d^r = 90\%$.

采用 BPR(bureau of public roads) 函数 $t_a(v_a, c_a) = t_a^0 [1 + 0.15 (v_a/c_a)^4]$ 计算路段出行时间, 式中 t_a^0 表示路段最短通行时间; 沿用 Chen 等^[19] 的假设 ρ_a 服从正态分布, 令 $c_a = \theta_a \bar{c}_a$ 为路段通行能力上限(道路规划时设计的路段通行能力), θ_a 为通行能力退化系数且服从正态分布. 为对比分析 CPT-SUE 模型与 day-to-day 动态演化结果, 先用算例网络求解 CPT-SUE 模型(假设各个路段的通行能力是独立同分布的, 各路段的出行时间也是独立同分布的) 结果如表 2 所示.

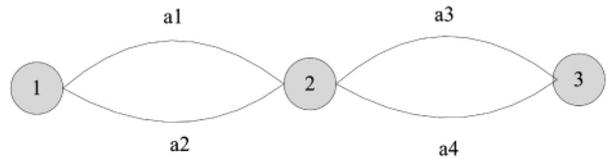


图 1 四路段交通网络

Fig. 1 Four link network for numerical analysis

表 1 网络特征参数

Table 1 Network characteristics

参数	路段编号			
	1	2	3	4
最短通行时间(t_a^0)/min	3	3	4	3
设计通行能力 \bar{c}_a	100	100	80	130

表 2 CPT-SUE 模型的解

Table 2 Solution to the CPT-SUE model

	路径 1	路径 2	路径 3	路径 4
路段容量退化系数均值	0.8			
路段容量退化系数标准差	0.05			
路径选择比例	0.182	0.327	0.174	0.337

事实上, RPSS 系统提供的预测出行时间可能每天都会更新, 为了计算方便, 本算例假设 RPSS 系统提供的路径出行时间的预测信息是不变的, 即 $\Phi_r^{k,n}(\cdot)$ 不变. 在本算例中, 通过生成随机数, 赋值给随机时变的路段通行能力退化系数, 在给定网络参数和收敛参数的情况下, 通过反复的仿真实验, 计算交通流系统达到稳定后的出行时间分布. 这组出行时间分布预测是较为准确的, 将此作为情境 1 中 RPSS 系统内嵌的出行时间分布预测. 为了探讨诱导信息的准确程度对动态交通演化速度的影响, 本文设定了两种出行情境, 两组情境中的诱导信息具有不同的准确度. 具体情境设置如下:

情境 1 产生一组服从正态分布 $N(0.8, 0.05)$ 的随机数, 作为时变的路段通行能力退化系数; 计算交通流系统的动态演化过程直至达到广义的收敛, 即路径选择比例在连续 $l = 7$ 天里的震荡幅度在 ε_1 范围内, 出行者的实际准时到达概率在期望准时到达概率 $\pm \varepsilon_2$ 的范围内. 计算收敛前路径出行时间的均值和方差, 作为 RPSS 系统关于出行时间预测的均值和方差. 预测的路径出行时间分布与实际的出行时间分布十分接近, 因

此 RPSS 系统提供的预留出行时间建议将较为有效.

情境2 对每条路径 $k(k \in K_r, r \in R)$ 将情境1 中的预测路径出行时间向右移动一个标准差 $\bar{\delta}_{r,k}^n$ 的距离, 将所得的路径出行时间分布作为情境2 中 RPSS 系统的预测出行时间分布. 显然, 情境2 预测的路网流量分布情况比情境1 中更拥挤, 且与实际情况的误差增大, 给出的预留出行时间建议的有效性较低.

在接下来的算例分析中, 将分别展示两组情境下交通流系统的动态演化特征. 生成一系列均值为 0.8, 方差为 0.05 的正态分布随机数, 作为时变的路段通行能力退化系数(令四条路段的通行

能力退化系数相同), 假设 $M = 7, \zeta = 0.6$, 网络收敛状态的判定参数取 $\varepsilon_1 = \varepsilon_2 = 0.05$ (现实中该参数的取值可以根据研究对象的需要进行调整), 计算结果分析如下.

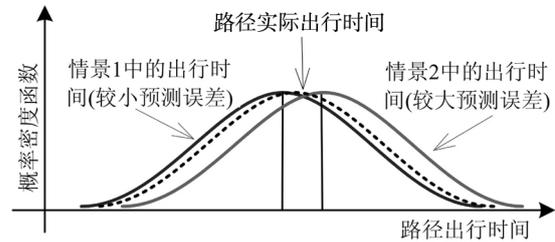


图2 路径实际与预测出行时间分布示例图
Fig. 2 Distribution patterns of actual path travel time and predicted path travel times

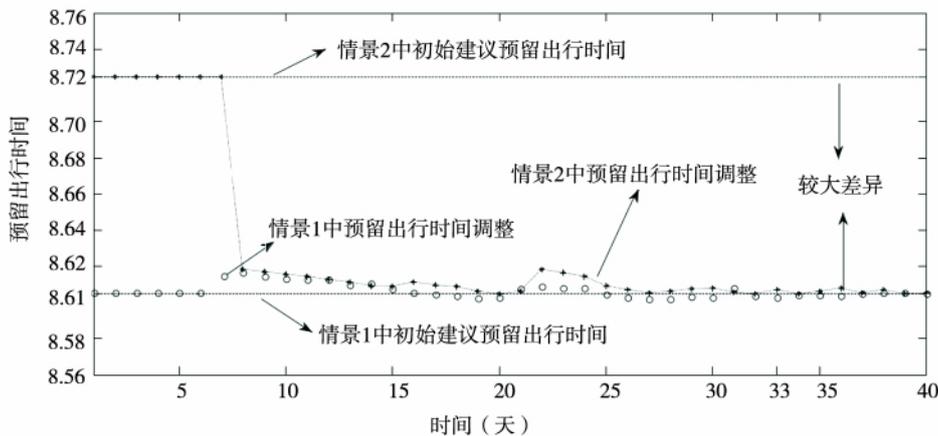


图3 情景1和2中的预留出行时间调整

Fig. 3 Day-to-day adjustment of travel time budget (TTB) in scenarios 1 and 2

在相同的路段通行能力退化系数设置下, 计算两组情境中的交通流演化. 如图3所示, 情境1和情境2中的 day-to-day 动态演化都能达到3.1节中所定义的广义收敛状态, 但所需时间不同, 情境1中需25天, 情境2中需33天.

在情境1中(预测信息准确程度较高), 当网络演化到收敛状态后出行者的出行预留时间围

绕初始建议的出行预留时间在一个很小的范围内波动, 这表明当系统预测信息准确程度较高时, 出行者更多的根据预测信息选择路径. 在情境2中(预测信息准确程度较低), 网络最终也能达到收敛, 并且达到收敛状态以后的出行预留时间也较稳定, 但与系统建议的初始预留时间相差较大.

表3 系统达到收敛时的流量分布情况(情境1)

Table 3 Convergent flow patterns in scenario 1

变量	路径			
	路径1	路径2	路径3	路径4
路径选择比例	0.182	0.327	0.174	0.337
感知出行时间均值	8.628	8.273	8.861	8.277
感知出行时间标准差	0.572	0.658	0.793	0.568
参考点	8.605			

表 3 表示情境 1(预测信息准确度较高)中 day-to-day 动态交通系统演化到收敛时的网络状态,四条路径上均有流量,并且路径选择比例与前文所建立的 CPT-SUE 模型的解(表 2)几乎相等.从选择结果来看,路径 1 和 3 的感知出行时

间均值比路径 2 和 4 的大,相应的路径流量也小,并且路径 1 出行时间标准差小于路径 2 的出行时间标准差,说明出行者择路时会综合考虑出行时间和反映路径出行可靠性的出行时间标准差.

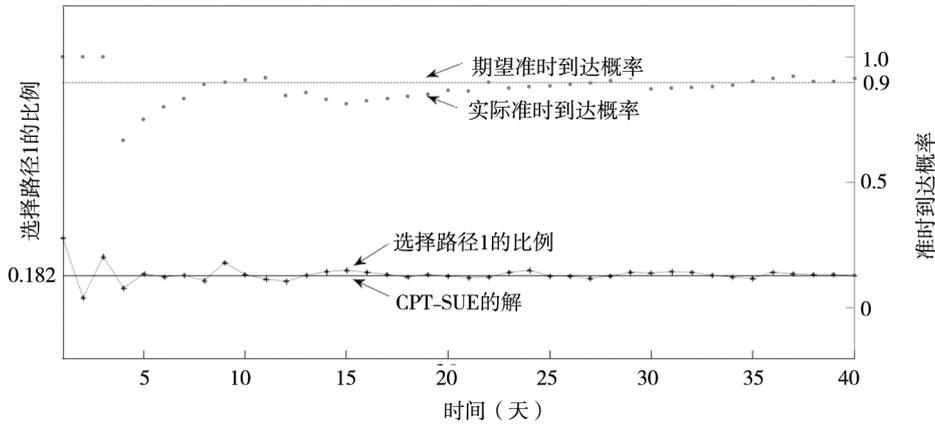


图 4 Day-to-day 路径选择比例与准时到达概率(情境 1)

Fig. 4 Day-to-day path choice proportions and on-time arrival probability in scenario 1

图 4 描述了情境 1(预测信息准确度较高)中 day-to-day 动态交通系统的演化过程.网络在第 25 天达到收敛,由于路段通行能力随机退化,达到均衡状态后路径流量(路径选择比例)也表现出较小的波动.当通行能力出现极端较小的情

况,将会导致较低的出行可靠性,因此即使动态交通系统达到收敛状态以后,实际准时到达概率并非固定不变,而是围绕期望准时到达概率在一个较小的范围内波动,这也更符合现实中路网流量不断震荡的现象.

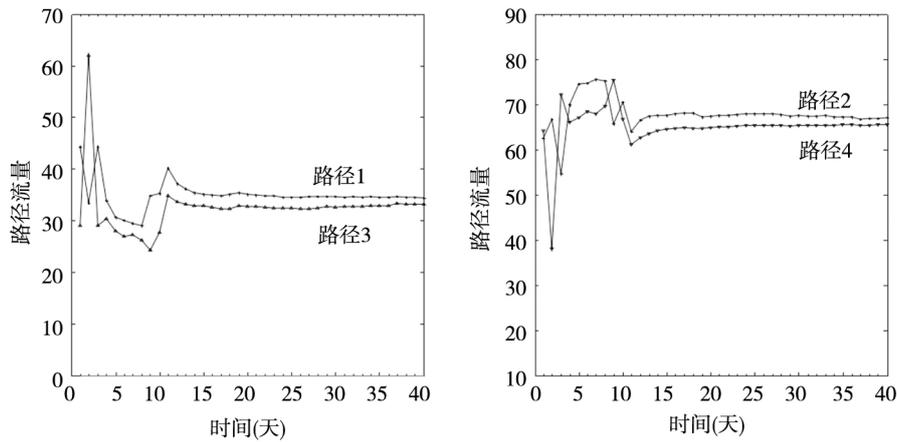


图 5 路径流量随时间的演化轨迹(情境 1)

Fig. 5 Dynamical evolutionary trajectories of path flows in scenario 1

图 5 表明 day-to-day 动态交通网络演化过程中各条路径上流量的动态变化,初始阶段出行者只根据 RPSS 系统提供的信息做决策,路网流量变动较大,之后出行者结合实际出行经验不断调整出行预留时间,各条路径流量逐步趋于稳定.

5 结束语

本文针对路段通行能力随机退化的路网,考虑出行者路径选择过程中的参考点依赖和风险偏

好,建立了基于CPT的交通流 day-to-day 动态演化模型,描述 RPSS 预测信息作用下交通流的动态演化.最后通过算例解释上述模型和算法,发现在提供出行可靠性信息而不是路径出行时间信息的情况下,信息准确程度较高时,网络可以较快演化到收敛状态,并且收敛状态时的路径选择比例

几乎等于 CPT-SUE 静态均衡模型的解.这些结果可以加深对城市交通流动态演化规律的理解,为交通需求预测、交通规划、交通政策的效果评价提供理论支撑.本文暂时只考虑了单一用户的情形,多用户(出行者对出行可靠性有不同要求)的情形则有待于进一步研究.

参考文献:

- [1]Siu B W Y, Lo H K. Doubly uncertain transportation network: Degradable capacity and stochastic demand [J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 191(1): 166 – 181.
- [2]He X, Liu H X. Modeling the day-to-day traffic evolution process after an unexpected network disruption [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2012, 46(1): 50 – 71.
- [3]Smith M J. The stability of a dynamic model of traffic assignment: An application of a method of Lyapunov [J]. *Transportation Science*, 1984, 18(3): 245 – 252.
- [4]Friesz T L, Bernstein D, Mehta N J, et al. Day-to-day dynamic network disequilibria and idealized traveler information systems [J]. *Operations Research*, 1994, 42(6): 1120 – 1136.
- [5]Nagurney A, Zhang D. Projected dynamical systems in the formulation, stability analysis, and computation of fixed-demand traffic network equilibria [J]. *Transportation Science*, 1997, 1997, 31(2): 147 – 158.
- [6]Yang F, Zhang D. Day-to-day stationary link flow pattern [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2009, 43(1): 119 – 126.
- [7]Kahneman D, Tversky A. Prospect theory: An analysis of decision under risk [J]. *Econometrica*, 1979, 47: 263 – 291.
- [8]Tversky A, Kahneman D. Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty [J]. *Journal of Risk and Uncertainty*, 1992, 5(4): 297 – 323.
- [9]Avineri E. The effect of reference point on stochastic network equilibrium [J]. *Transportation Science*, 2006, 40(4): 409 – 420.
- [10]张 杨, 贾建民, 黄 庆. 城市交通中车辆择路行为实证研究 [J]. *管理科学学报*, 2007, 22(5): 78 – 85.
Zhang Yang, Jia Jianmin, Huang Qing. Vehicle routing choice in urban traffic [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2007, 22(5): 78 – 85. (in Chinese)
- [11]Xu H L, Lou Y Y, Yin Y F, et al. A prospect-based user equilibrium model with endogenous reference points and its application in congestion pricing [J]. *Transportation Research Part B*, 2011, 45(2): 311 – 328.
- [12]张小宁. 实时交通信息诱导下的出行模式及效益评价 [J]. *管理科学学报*, 2011, 14(9): 13 – 20.
Zhang Xiaoning. Traffic pattern under the guidance of real time traffic information and traffic information benefit evaluation [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2011, 14(9): 13 – 20. (in Chinese)
- [13]郭仁拥, 黄海军. ATIS 环境下交通配流的动态演化模型 [J]. *管理科学学报*, 2008, 11(2): 12 – 19.
Guo Renyong, Huang Haijun. Dynamical evolutionary model of traffic assignment under ATIS [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2008, 11(2): 12 – 19. (in Chinese)
- [14]吴文祥, 黄海军. 平行结构交通网络中信息对交通行为的影响研究 [J]. *管理科学学报*, 2003, 6(2): 12 – 16.
Wu Wenxiang, Huang Haijun. Study on the travel behavior impacts by travel information systems in a network with parallel routes [J]. *Journal of Management Sciences in China*, 2003, 6(2): 12 – 16. (in Chinese)
- [15]Han L, Sun H, Wu J, et al. Day-to-day evolution of the traffic network with advanced traveler information system [J]. *Chaos, Solitons & Fractals*, 2011, 44(10): 914 – 919.
- [16]Lo H K, Luo X W, Siu B W Y. Degradable transport network: Travel time budget of travelers with heterogeneous risk aversion [J]. *Transportation Research Part B*, 2006, 40(9): 792 – 806.
- [17]Horowitz J L. The stability of stochastic equilibrium in a two-link transportation network [J]. *Transportation Research Part*

B: Methodological , 1984 , 18(1) : 13 – 28.

[18]Chen R B , Mahmassani H S. Learning and risk attitudes in route choice dynamics [C]// The Expanding Sphere of Travel Behavior Research: The Proceedings of 11thInternational Conference , 2009: 791 – 818.

[19]Chen A , Kasikitwiwat P. Modeling capacity flexibility of transportation networks [J]. Transportation Research Part A , 2011 , 45(2) : 105 – 117.

Day-to-day travel choice dynamics with guidance information in degradable transport network

XU Hong-li , YU Xin-lian , ZHOU Jing*

School of Engineering and Management , Nanjing University , Nanjing 210093 , China

Abstract: It is assumed that travelers adjust route choices according to updated experience and guidance information from the Reliable Path Searching System in the form of a travel time budget in degradable transport network. With the consideration of bounded rationality and reference dependency , we develop a descriptive day-to-day dynamic model of network flow in the framework of Cumulative Prospect Theory (CPT) . This model reveals how travelers learn , update and adjust their travel time budgets as well as route choices from day-to-day. The properties of the day-to-day dynamic model are then discussed , and a solution algorithm is proposed to solve the model. We then conduct numerical examples to illustrate its properties , and it was demonstrated that the day-to-day dynamics can quickly evolve to be convergent when the guidance information is relatively accurate (with smaller prediction error) . Furthermore , the convergence state of the day-to-day dynamic model is approximately identical to Wardrop user equilibrium. Such an understanding of complex travel behaviour has important implications on transportation planning and management.

Key words: guidance information; traffic flow evolutionary; travel reliability; link capacity degradation; cumulative prospect theory