引用格式:彭 勇, 赵 婷, 王高飞, 等. 基于经验加权吸引模型的车辆路径选择博弈研究[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(2): 352—357
Peng Yong, Zhao Ting, Wang Gaofei, et al. Research on vehicle routing based on EWA model[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(2): 352—357

基于经验加权吸引模型的车辆路径选择博弈研究

彭 勇 赵 婷* 王高飞 李邦兰 张建华
(重庆交通大学交通运输学院,重庆 400074)

摘 要 交通诱导成为解决城市交通拥堵问题的关键,驾驶员在接受诱导信息时如何选择值得研究。基于经历加权吸引学习理论,综合考虑自身历史经验及对其他驾驶员策略选择形成的信念,将驾驶员视为有限理性的参与者,建立交通诱导模型。通过博弈论研究驾驶员路径选择过程;并通过仿真分析路网流量、初始接受比例变化对驾驶员路径选择产生的影响,为诱导信息的发布提供指导,缓解城市交通压力。

关键词 交通诱导 车辆路径选择 经历加权学习理论 博弈论
中图法分类号 U491.1; **文献标志码** A

交通诱导系统是智能交通系统的核心组成之一。通过提供道路上的车流、车速、时间等信息,来引导驾驶员便捷行驶,有效缓解交通堵塞,逐渐发展成为解决城市交通问题、缓解交通堵塞最主要的手段[1]。

文献[2—4]研究了在无诱导信息条件下,驾驶员根据近期经验做出路径选择对交通流产生的影响分析。文献[5—8]研究了基于驾驶员有限理性特征在诱导信息条件下驾驶员的路径选择;但在决策过程中只考虑了出行者自身的经历和驾驶员对其他出行者所形成的信念之一;而在实际出行选择中,两者影响都不可忽视。此外,部分研究者从驾驶员对路网的熟悉度和道路拥挤程度进行了驾驶员路径选择研究分析。Lotan[9]对应用近似推理模型和随机效用模型分别对道路网络具有不同熟悉度的驾驶员的路径选择行为进行了研究。Srinivasan[10]考虑了出行者路径选择因素和在不同拥挤程度下对信息诱导的反应,使用 Logit 模型建立驾驶员路径选择动态模型。

针对已有的驾驶员路径选择研究对外部环境条件分析的较多,存在不足:①由于路段交通量是不断变化的,以上研究者的驾驶员路径选择模型没有考虑到实时道路交通流量变化情况的实用性;②在路径选择过程中,没有考虑其他驾驶员对其产生的影响。

因此,本文提出基于经验加权吸引学习理论,既考虑驾驶员自身的驾驶经验,又考虑其对其他驾驶员形成的信念,建立了交通诱导博弈模型,研究在路网流量和初始接受比例不同的情况下驾驶员路径选择过程,为诱导信息的发布提供依据。

1 EWA 学习理论研究

Cammerer 和 Ho[11]研究提出了强化学习模型和信念学习模型的组合模型,即经验加权吸引学习模型(experience-weighted attraction learning)。在经历-加权吸引模型(EWA 模型)中,将强化学习和信念学习这两种学习过程描述为特定选择的模型参数的边缘情况;同时考虑到人的不完全理性和现实社会环境的复杂性,把行为人的个人信念表述为对于过去行动产生的支付经过记忆折损后剩余的吸引力值。EWA 模型正是在这样的条件下构建的,EWA 模型有吸引力和经验权重两个变量,经验权重的初始值是外生的,它们在行为人每期经历后都会被得到更新,无论这种策略是否被选择,它的吸引力都以该策略支付的一定比例得到更新。不管某策略是否会被行为人选中,该策略的吸引力将会以其收益的一定比例进行调整,则被行为人选中的策略由其收益的剩余比例进行调整。强化通常以“效果法则”来进行判断选择——行为心理学家研究表明动物以上一次选择策略的成功与否,作为下一次是否选择该策略的依据。由于行为心理学家研究的是动物的

2017 年 6 月 19 日收到 国家自然科学基金(61403052)、重庆市研究生科研创新基金(CYS17213)和教育部人文社会科学研究规划基金(17YJA630079)资助
第一作者简介:彭 勇(1973—),博士,教授。研究方向:交通运输规划与管理、企业运营管理与优化。E-mail:6197006@qq.com。
*通信作者简介:赵 婷(1994—),硕士研究生。研究方向:交通运输规划与管理。E-mail:361824230@qq.com。

学习过程,并没有考虑到适应人类的“模拟效果法则”,即人们更倾向于选择可能会成功的策略。而 EWA 综合考虑了这两种效应。

2　基于 EWA 学习理论的交通诱导模型建立

2.1　模型假设

交通诱导模型中出行时间的长短是影响路径选择最重要的标准[12],美国联邦总局(BPR)提出路段行程时间函数[12]:

$$t = T\left[1 + \alpha\left(\frac{q}{c}\right)^{\beta}\right] \tag{1}$$

式(1)中,T 为自由行驶时(交通量为零)的路段行程时间;c 为路段通行能力;q 为路段实际交通量;α、β 为参数,一般取 $\alpha = 0.15$,$\beta = 4$ 。

通过对比两条路径上驾驶员实际行驶时间,从而分析获得的收益,当该条路径上实际驾驶时间短时,则收益较好,相反则收益较差。考虑如图 1 所示的简单路网,A 到 B 地有 L_1 、L_2 两条路径, L_1 、L_2 的道路通行能力分别为 C_1 、C_2 、, $q_{1,k}$、$q_{2,k}$ 表示驾驶员第 k 次通过 L_1 、L_2 的实际交通量, $t_{1,k}$ 、$t_{2,k}$ 为驾驶员第 k 次通过 L_1 、L_2 到达 B 点的实际通行时间, t_0 为驾驶员从 A 地开往 B 地的期望时间。

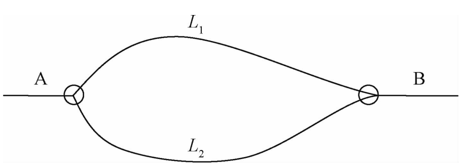

图 1　路网示意图

Fig. 1　Road network diagram

2.2　建立模型

依据经验-加权吸引学习理论,出行者在面临决策时,综合考虑了强化学习和信念学习过程,既考虑了出行者自身过去的经历,又考虑了驾驶员对其他出行者形成的信念学习。基于过去观察形成信念并且计算预期收益的过程的等价于对每一个策略包括选中和未选中策略进行强化的过程。可以从经历加权吸引模型中的参数和变量的不同取值来体现,主要的参数 为 $N(0)$ 、ρ 、φ 、δ 。

$$N(t) = \rho N(t-1) + 1 \tag{2}$$

$$A_i^j(t) = \frac{\varphi N(t-1)A_i^j(t-1) + \{\delta + (1-\delta)I[s_i^j, s_i(t)]\}\pi_i[s_i^j, s_{-i}(t)]}{N(t)} \tag{3}$$

式中, $N(t)$ 为经历权重; $N(0)$ 为初始权重; $A_i^j(t)$ 为局中人 i 第 t 期对策略 j 的吸引; ρ 为经历权重的贴现率; φ 为吸引的贴现率; δ 为没被选中的策略支付的权重。

在参数取值上,绝大多数取决于实验结果,根据文献[11]可得:$\delta = 0.5$,$\varphi \in (0.8, 1)$,$\rho \in (0, \varphi)$。

经历加权吸引博弈模型为:

局中人:{接受诱导的驾驶员,拒绝诱导的驾驶员};

策略:{接受诱导,拒绝诱导};

收益:$\pi_i(t)$,i 为接受诱导或拒绝诱导的驾驶员,t 为博弈次数。

依次进行博弈,到第 k 次博弈时,诱导路径上的流量为 $q_y(k)$,不发布诱导路径上的流量为 $q_n(k)$,则:

$$t_y(k) = \alpha\left[1 + \frac{q_y(k)}{c_y}\right]^{\beta} \tag{4}$$

$$t_n(k) = \alpha\left[1 + \frac{q_y(k)}{c_n}\right]^{\beta} \tag{5}$$

2.2.1　第 k 次接受诱导信息的驾驶员

驾驶员第 $k+1$ 次进行路径选择时,考虑第 k 次的吸引力值的大小,则第 k 次选择诱导策略的驾驶员,经历更新为

$$N_y(k) = \rho N_y(k-1) + 1 \tag{6}$$

第 k 次选择诱导策略的驾驶员对诱导策略和拒绝诱导策略的吸引力更新为:

$$\pi_y(k) = \begin{cases} 10, & t_y(k) < t_n(k) \\ -10, & t_y(k) > t_n(k) \end{cases} \tag{7}$$

$$\pi_n(k) = \begin{cases} -10, & t_y(k) < t_n(k) \\ 10, & t_y(k) > t_n(k) \end{cases} \tag{8}$$

$$A_{yy}(k) = \frac{\varphi N_y(k)A_{yy}(k-1) + \pi_y(k)}{N_y(k)} \tag{9}$$

$$A_{yn}(k) = \frac{\varphi N_y(k)A_{yn}(k-1) + \delta\pi_n(k)}{N_y(k)} \tag{10}$$

第 k 次选择诱导策略的驾驶员,在第 $k+1$ 次进行路径选择时,选择吸引力值大的策略:

$$p_{yy}(k+1) = \frac{e^{\lambda A_{yy}(k)}}{e^{\lambda A_{yy}(k)} + e^{\lambda A_{yn}(k)}} \tag{11}$$

$$p_{yn}(k+1) = \frac{e^{\lambda A_{yn}(k)}}{e^{\lambda A_{yy}(k)} + e^{\lambda A_{yn}(k)}} \tag{12}$$

(1)若 $p_{yy}(k+1) > p_{yn}(k)$,则第 $k+1$ 次继续选择诱导策略,$q_{yy}(k+1) = q_y(k)$,$q_{yn}(k+1) = 0$。

(2)若 $p_{yy}(k+1) < p_{yn}(k)$,则第 $k+1$ 次会有 $(1-\beta)q_y(k)$ 驾驶员继续选择诱导策略,有 $\beta q_y(k)$ 驾驶员选择拒绝诱导策略, $q_{yy}(k+1) = (1-\beta)q_y(k)$, $q_{yn}(k+1) = \beta q_y(k)$ 。

2.2.2　第 k 次拒绝接受诱导的驾驶员

第 k 次未选择诱导路径的驾驶员在进行第 $k+$

1 次路径选择时,经历更新为

$$N_n(k) = \rho N_n(k-1) + 1 \tag{13}$$

第 k 次选择诱导策略的驾驶员对诱导策略和拒绝诱导策略的吸引力更新为:

$$A_{ny}(k) = \frac{\varphi N_n(k) A_{ny}(k-1) + \delta \pi_y(k)}{N_n(k)} \tag{14}$$

$$A_{nn}(k) = \frac{\varphi N_n(k) A_{nn}(k-1) + \pi_n(k)}{N_n(k)} \tag{15}$$

第 k 次未选择诱导策略的驾驶员,在第 $k+1$ 次进行路径选择时,选择吸引力值大的策略:

$$p_{ny}(k+1) = \frac{e^{\lambda A_{ny}(k)}}{e^{\lambda A_{ny}(k)} + e^{\lambda A_{nn}(k)}} \tag{16}$$

$$p_{nn}(k+1) = \frac{e^{\lambda A_{nn}(k)}}{e^{\lambda A_{ny}(k)} + e^{\lambda A_{nn}(k)}} \tag{17}$$

(1)若 $p_{ny}(k+1) > p_{nn}(k+1)$,则第 $k+1$ 次会有 $\beta q_n(k)$ 的驾驶员选择接受诱导策略,有 $(1-\beta)q_n(k)$ 的驾驶员选择拒绝诱导策略,$q_{ny}(k+1) = (1-\beta)q_n(k)$, $q_{nn}(k+1) = \beta q_n(k)$。

(2)若 $p_{ny}(k+1) < p_{nn}(k+1)$,则第 $k+1$ 次继续选择拒绝诱导策略, $q_{ny}(k+1) = 0$, $q_{nn}(k+1) = q_n(k)$。

因此,两路径上流量为 $q_y(k+1) = q_{yy}(k+1) + q_{ny}(k+1)$,$q_n(k+1) = q_{ny}(k+1) + q_{nn}(k+1)$。

2.2.3 第 $k+1$ 诱导信息的发布

(1) $\text{fabu}(k) = 1$:

若 $q_y(k+1) > q_n(k+1)$,则 $\text{fabu}(k+1) = 1$, $q_1(k+1) = q_y(k+1)$,$q_2(k+1) = q_n(k+1)$;

若 $q_y(k+1) < q_n(k+1)$,则 $\text{fabu}(k+1) = 2$, $q_1(k+1) = q_n(k+1)$,$q_2(k+1) = q_y(k+1)$。

(2) $\text{fabu}(k) = 2$:

若 $q_y(k+1) > q_n(k+1)$,则 $\text{fabu}(k+1) = 2$, $q_1(k+1) = q_n(k+1)$,$q_2(k+1) = q_y(k+1)$;

若 $q_y(k+1) < q_n(k+1)$,则 $\text{fabu}(k+1) = 1$, $q_1(k+1) = q_y(k+1)$,$q_2(k+1) = q_n(k+1)$。

3 驾驶员车辆路径选择仿真分析

首先假设 $C_1 = 3\,500$ pcu、$C_2 = 3\,000$ pcu、$t_0 = 30$ h、$\beta = 0.333$、$\rho = 0.6$、$\varphi = 0.9$、$\delta = 0.5$、$\lambda = 5$、$N_y = 0.5$、$N_n = 0.3$、$A_{yy} = 0.6$、$A_{yn} = 0.4$、$A_{ny} = 0.4$、$A_{nn} = 0.6$。其主要分析随着路网总流量不断变化、初始接受诱导比例不变的条件下,两路径上的行程时间变化情况;然后分析了初始接受诱导比例变化、路网总流量不变的条件下,两路径上的行程时间变化情况;最后分析了路网总流量、初始接受诱导比例均变化的情况下,两路径上行程时间、流量变化情况。

3.1 路网流量变化

当 $m=0.1$、$m=0.2$、$m=0.3$、$m=0.4$、$m=0.5$、$m=0.6$、$m=0.7$、$m=0.8$、$m=0.9$、$m=1$ 时,初始路网总流量 $Q=2\,000$ pcu,每次增加500 pcu 至路网通行能力6 500 pcu,博弈 100 次得到两路径在不同初始接受诱导比例前提下不同流量路径 1 和路径 2 的行程时间。下面以 $m=0.1$ 为例对路网流量变化时驾驶员车辆路径选择仿真分析,仿真数据结果如表 1、图 2 所示。可以看出当路网总流量 $Q \leqslant 3\,500$ pcu 时,两路径上行程时间非常接近,时间均方差小于 1,两路径道路饱和度均小于 0.7,服务水平达到二级及以上,随着流量的增加,两路径上的饱和度保持同步增长,即路网流量能够分配均衡,路网的整体效益能够充分发挥,不会出现拥堵转移现象,诱导信息发布能够有效的利用;路网总流量 3 500 pcu $< Q \leqslant 5\,000$ pcu 时,两路径上时间差别逐渐增大,两路径上的道路饱和度均小于 0.9,服务水平达到四级及以上;路网总流量 5 000 pcu $< Q \leqslant 6\,500$ pcu 时,两路径上时间差别逐渐增大,路径 L_2 道路饱和度大于 1,达到超饱和状态,诱导信息利用效率低。

表 1 当 $m=0.1$ 时,博弈 100 次时路径上流量时间

Table 1 When $m=0.1$, the value of flow and time in the 100 th game

流量/pcu	路径							
	路径 1 时间/h	路径 2 时间/h	均方差	路径 1 流量/pcu	路径 2 流量/pcu	路径 1 饱和度	路径 2 饱和度	第 100 次博弈发布诱导路径
$Q=2\,000$	30.012 3	30.115 1	0.072 7	800	1 200	0.228 6	0.400 0	路径 2
$Q=2\,500$	30.030 0	30.281 0	0.177 5	1 000	1 500	0.285 7	0.500 0	路径 2
$Q=3\,000$	30.062 3	30.582 7	0.368 0	1 200	1 800	0.342 9	0.600 0	路径 2
$Q=3\,500$	30.115 3	30.079 6	0.681 9	1 400	2 100	0.400 0	0.700 0	路径 2
$Q=4\,000$	30.196 8	31.841 7	1.163 1	1 601	2 399	0.457 4	0.799 7	路径 2
$Q=4\,500$	30.315 2	32.950 1	1.863 2	1 801	2 699	0.514 6	0.899 7	路径 2
$Q=5\,000$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	2 001	2 999	0.571 7	0.999 7	路径 2
$Q=5\,500$	30.703 3	36.583 2	4.157 7	2 201	3 299	0.628 9	1.099 7	路径 2
$Q=6\,000$	30.996 1	39.323 7	5.888 5	2 401	3 599	0.686 0	1.199 7	路径 2
$Q=6\,500$	31.372 0	42.842 2	8.110 7	2 601	3 899	0.743 1	1.299 7	路径 2

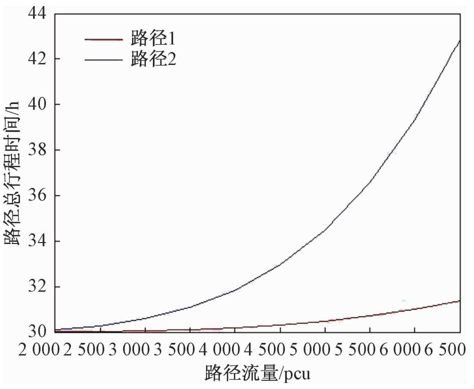

图 2　当 $m=0.1$ 时,博弈 100 次时路径上流量时间图
Fig. 2　When $m=0.1$, the chart of flow and time in the 100 th game

通过对不同的 m 值前提下不同流量仿真结果,可以得到当初始接受诱导驾驶员的比例 m 固定时;随着流量的增加,两路径上的时间差越来越大,当 $m=0.1$、$m=0.3$、$m=0.4$、$m=0.5$、$m=0.6$、$m=0.7$、$m=0.9$ 时,两路径上的时间、流量相等;当 $m=0.2$、$m=0.8$ 时,两路径上的时间、流量相等,图形均呈单调递增趋势。初始驾驶员接受诱导的比例 $m=0.1$ 与 $m=0.9$、$m=0.2$ 与 $m=0.8$、$m=0.3$ 与 $m=0.7$、$m=0.4$ 与 $m=0.6$ 发布的诱导信息相反;但是最终博弈结果相同,对应的两路径上时间、流量均相等。总结出在路网总流量约占通行能力的85%时,模型的使用效果好,诱导信息能够充分应用,路网流量能均衡分布,能够有效地缓解拥堵。

3.2　初始接受诱导比例变化

分析当路网流量不变时,随着初始接受诱导比例的变化,博弈 100 次时两路径上的行程时间的变化情况。

当路网流量取 $Q=2\ 000$ pcu、$Q=2\ 500$ pcu、$Q=3\ 000$ pcu、$Q=3\ 500$ pcu、$Q=4\ 000$ pcu、$Q=4\ 500$ pcu、$Q=5\ 000$ pcu、$Q=5\ 500$ pcu、$Q=6\ 000$ pcu、$Q=6\ 500$ pcu 时,初始接受诱导的比例从 0.1 增加到 1,每次增加 0.1,两路径上的行程时间对比分析。下面以 $Q=5\ 000$ pcu 时为例,博弈 100 次时两路径上的行程时间如表 2、图 3 所示,两路径上的流量时间随着初始比例的不同而变化如图 4 所示。可以发现当 m 分别取(0.1~0.2)、(0.2~0.3)、(0.7~0.8)、(0.8~0.9)中某一值时,两路径上的时间差相等;当 $m=0.2$、$m=0.8$ 时,两路径上的时间差相差较小;当 $m\in(0.3\sim0.7)$、$m\in(0.9\sim1)$ 时,两路径上的时间差相差最大。

表 2　当 $Q=5\ 000$ pcu 时,博弈 100 次时路径上时间
Table 2　When $Q=5\ 000$ pcu, the value of flow and time in the 100th game

比例	路径			
	路径 1 时间/h	路径 2 时间/h	均方差	第 100 次博弈发布的诱导路径
$m=0.1$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 2
$m=0.2$	32.427 0	30.890 0	1.086 8	路径 1
$m=0.3$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 2
$m=0.4$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 2
$m=0.5$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 2
$m=0.6$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 1
$m=0.7$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 1
$m=0.8$	32.427 0	30.890 0	1.086 8	路径 2
$m=0.9$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 1
$m=1.0$	30.480 4	34.496 4	2.839 7	路径 1

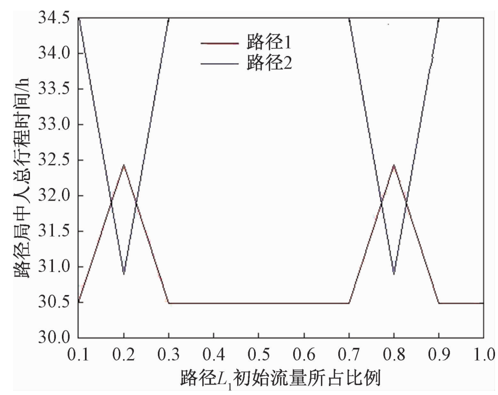

图 3　当 $Q=5\ 000$ pcu 时,博弈 100 次时路径上时间图
Fig. 3　When $Q=5\ 000$ pcu, the chart of flow and time in the 100 th game

通过对不同流量的仿真分析,得到当 m 分别取 0.1~0.2、0.2~0.3、0.7~0.8、0.8~0.9 中某一值时,两路径上的时间差相等;当 $m\in(0.3\sim0.7)$、$m\in(0.9\sim1)$ 时,两路径上的时间差相差最大;当 $m=0.2$、$m=0.8$ 时,两路径上的时间差相差较小,此模型的使用效果好,诱导信息能够充分应用,路网流量能均衡分布,能够有效地缓解拥堵。

3.3　路网总流量、初始接受诱导比例均变化

当路网总流量和初始接受诱导的比例均变化时,对驾驶员车辆路径选择进行研究。路网总流量 $Q=2\ 000$ pcu 增至 6 500 pcu,每次增加 500 pcu,初始路径上分配流量的比例从 0.1 增至 1,每次增加 0.1,分析博弈 100 次时两路径上流量时间变化情况。路径 1 上的时间、流量变化情况如图 5 所示;路径 2 的时间、流量变化情况如图 6 所示。

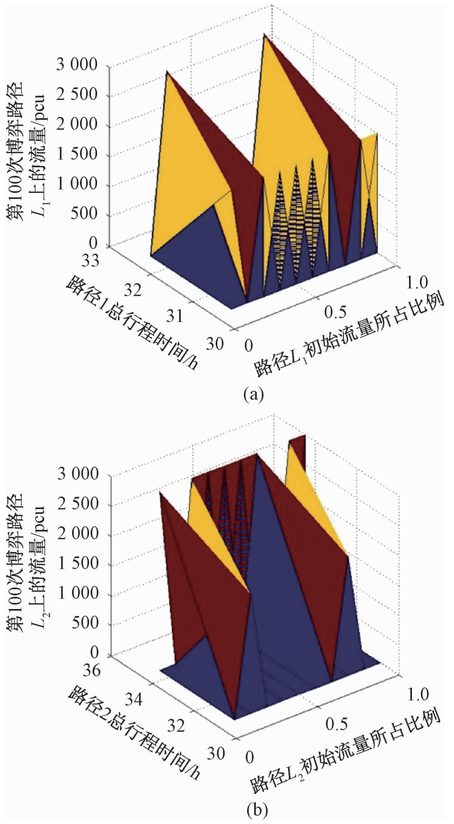

图 4 当 $Q = 5\ 000$ 时,博弈 100 次时路径上时间流量比例三维图

Fig. 4 When $Q = 5\ 000$ pcu, the graphic model of flow, time and ratio in the 100 th game

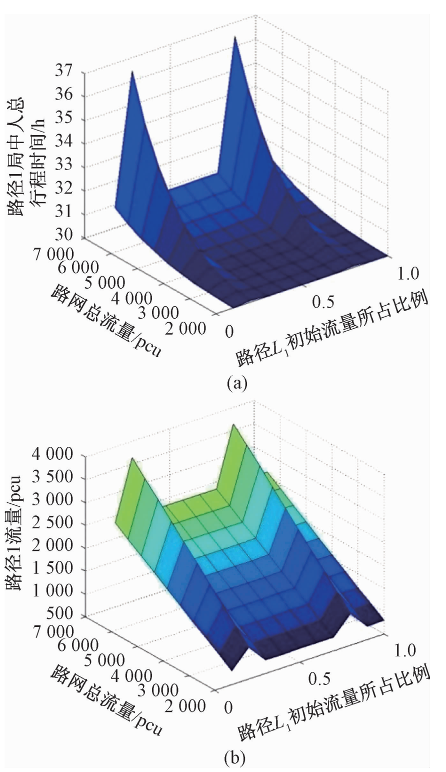

图 5 路径 1 上时间、流量变化图

Fig. 5 Time and flow change chart in path 1

由图 5 发现,当 $m = 0.2$ 、$m = 0.8$ 时,不同路网流量对应路径 1 上的时间均最大,与相邻初始接受诱导比例对应路径 1 上的时间差最大,且随着路网总流量的增加时间差变化越来越大;当 m 取其他值时,对应路径 1 上的时间相同,随着路网总流量的增加时间变化幅度较小。当 $m = 0.2$ 、$m = 0.8$ 时,不同路网总流量对应路径 1 上的流量均最大,与相邻初始接受诱导比例对应路径 1 上的流量差最大,且随着路网总流量的增加逐渐变大;当 m 取其他值时,相对应的路径 2 上流量相等,随着路网总流量的增加流量变化幅度较小。

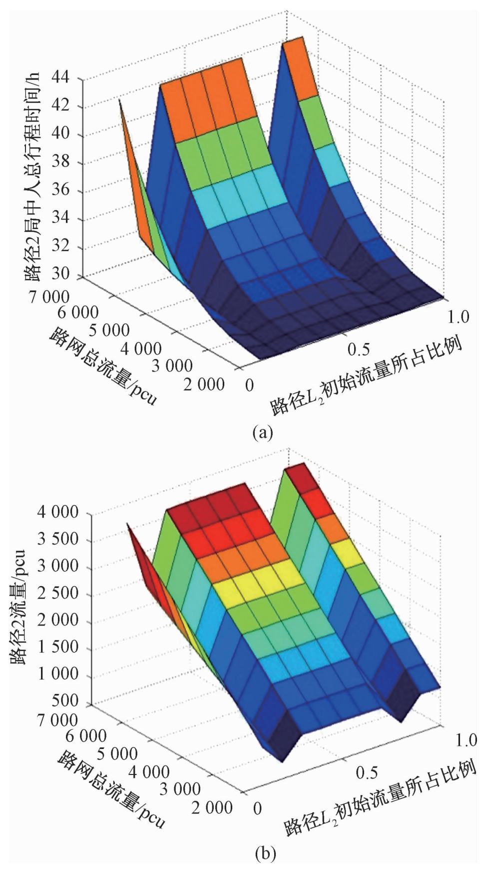

图 6 路径 2 上时间、流量变化图

Fig. 6 Time and flow change chart in path 2

由路径 2 的时间流量图发现,当 $m = 0.2$ 、$m = 0.8$ 时,不同路网总流量对应路径 2 上的时间均最小,与相邻初始接受诱导比例对应路径 1 上的时间差最大,且随着路网总流量的增加时间差变化越来越大;当 m 取其他值时,对应路径 1 上的时间相同,随着路网总流量的增加时间变化幅度较小。当 $m = 0.2$ 、$m = 0.8$ 时,不同路网总流量对应路径 2 上的流量均最小,与相邻初始接受诱导比例对应路径 1 上的流量差最大,且随着路网总流量的增加逐渐变大;当 m 取其他值时,相对应的路径 2 上流量相等,随着路网总流量的增加流量变化幅度较小。通过路径 1 和路径 2

的时间、流量变化图可以得出,当 $m = 0.2$ 、$m = 0.8$ 时,路径 1 与路径 2 上时间、流量变化相对于其他取值时幅度是最大的,且两路径上变化趋势相同,但是不同路网总流量对应两路径上的时间差均最小。

4　结论

交通诱导已成为解决城市拥堵的重要手段之一,诱导策略则是交通诱导核心,建立在经历加权吸引学习理论基础上,结合驾驶员自身历史经验,构建了基于 EWA 学习理论的交通诱导车辆路径选择博弈模型,分析①初始接受诱导比例不变的情况下,路网总流量逐渐增加;②路网总流量不变的情况下,初始接受诱导比例逐渐增加;③路网总流量与初始接受诱导比例均发生变化,利用以上三种情况验证基于 EWA 学习理论车辆路径选择诱导模型的适用性。通过具体数据仿真得到,这三种情况分别在某个范围内,基于 EWA 学习理论车辆路径选择诱导模型使用效果较好,路网流量分布均匀,能有效缓解交通拥堵。

参　考　文　献

1　刘权富. 城市交通控制与交通诱导协同研究. 重庆: 重庆交通大学, 2014
Liu Quanfu. Urban traffic control and traffic induction collaborative research. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2014

2　Liu J M, Ma S F, Huang C C, *et al.* A dimension-reduced method of sensitivity analysis for stochastic user equilibrium assignment model. Applied Mathematical Modelling, 2010; 34(2):325—333

3　Liu J M, Ma S F. Algorithms of game models on individual travel behavior. The 8th International IEEE Conference of Chinese Logistics and Trans Professionals. Chengdu: IEEE, 2008: 3060—3066

4　彭　勇, 李邦兰, 周代平. 车辆路径选择对交通流分布的影响. 公路交通科技, 2016; 33(8): 140—145
Pong Yong, Li Banglan, Zhou Daiping. Effect of vehicle routing on traffic flow distribution. Highway Transportation Science and Technology, 2016; 33 (8): 140—145

5　巩亚文. 信息诱导条件下出行路径选择行为的演化博弈分析. 公路, 2015; (1): 108—113
Gong Yawen. Evolutionary game analysis of travel route selection behavior under information induction conditions. Highway, 2015; (1): 108—113

6　李振龙. 诱导条件下驾驶员路径选择行为的演化博弈分析. 交通运输系统工程与信息,2003; 3(2): 23—27
Li Zhenlong. An evolutionary game analysis of driver path selection behavior under induction conditions. Journal of Transportation Systems Engineering and Information. 2003; 3 (2): 23—27

7　周代平. 诱导信息条件下驾驶员路径选择决策研究. 重庆:重庆交通大学, 2015.
Zhou Daiping. Study on driver's path selection decision under induced information condition. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2015

8　高　峰, 王明哲. 诱导信息下的路径选择行为模型. 交通运输系统工程与信息, 2010; 10(6): 64—69
Gao Feng, Wang Mingzhe. Path-selective behavior model under induced information. Journal of Transportation Systems Engineering and Information, 2010; 10(6): 64—69

9　Lotan T. Effects of familiarity on route choice behavior in the presence of information. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 1997;5(3—4): 225—243

10　Srinvasan K K. Dynamic decision and adjust-ment process in commuter behavior under real-time information. Austin, The University of Texas, 2000

11　Cammerer C, Ho TH. Experience-weighted attraction learning in normal form games. Econometrica, 1999; 67:837—874

12　章　平, 戴　燕. 个体决策与学习行为: 有限理性建模综述. 南开经济研究, 2006; (3): 116—128
Zhang Ping, Dai Yan. Individual decision-making and learning behavior: a summary of bounded rational modeling. Economic Research in Nankai, 2006; (3): 116—128

Research on Vehicle Routing Based on EWA Model

PENG Yong, ZHAO Ting*, WANG Gao-fei, LI Bang-lan, ZHANG Jian-hua

(School of Traffic & Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

[**Abstract**]　Traffic induction has become the key to solve the problem of urban traffic congestion, the driver in the induction of information on how to choose worthy of study. Based on empirical weighted attraction learning theory, the beliefs formed was considered by the historical experience and other drivers' strategies, and considered the drivers as participants of bounded rationality, and establishes the traffic induced model. The driver path selection process is studied by game theory. The influence of road network traffic and initial acceptance ratio on driver routing is analyzed by simulation. It provides guidance for the release of induction information and alleviates urban traffic pressure.

[**Key words**]　traffic induction　　vehicle path selection　　empirical weighting attraction learning theory　　game theory