

DOI:10.20035/j.issn.1671-2668.2023.01.009

道路交通隐性违法行为治理的三方演化博弈*

王喜博, 黄益绍, 陈润泽

(长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410114)

摘要: 将酒后驾驶、无证驾驶等无法通过视频监控设施完成线上执法的交通违法行为定义为道路交通隐性违法行为。为使道路交通安全管理部门更有效地开展交通违法治理,实现道路交通的有序、安全、畅通,从经济学的角度构建政府、机动车驾驶员与交通执法者三方演化博弈模型,分析复制动态方程的平衡点及其稳定状态,得到 6 种演化稳定策略,并通过数值仿真分析参数变化对稳定策略的演化进程和收敛速率的影响。仿真结果表明,部分参数的改变会影响驾驶员和执法者的策略演化进程和演化稳定速率,据此提出治理道路交通隐性违法行为的相关建议。

关键词: 城市交通; 道路交通隐性违法; 三方演化博弈; 稳定策略; 治理措施

中图分类号: U491.4

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2023)01-0042-10

随着机动车保有量和驾驶员数量的持续快速增长,道路交通违法行为呈现多样性,交通执法者面临新的挑战^[1-2]。酒后驾驶、无证驾驶等违法行为无法通过视频监控完成执法,需要交通执法者现场查处。驾驶员为了谋求额外利益,会抱着侥幸心理进行违法行为^[3-4],给道路的安全运营带来巨大隐患,政府必须投入财力、物力对违法行为进行治理来保障交通安全。这就意味着政府、交通执法者和驾驶员三个利益相关方会不断进行自主博弈。

相关学者基于计划行为理论、元分析法、对应分析法等对交通违法数据进行了因素分析,总结了其发生规律^[5-7],这些方法比较依赖于电子执法数据,对于数据难以获取且数据量小的交通违法行为,这些方法存在不足。也有不少学者针对交通隐性违法行为设计识别与检测装置^[8-9],但要想通过这类设施直接完成执法仍存在很大难度。博弈论提供了一个定量框架,可以对交通参与者、行动等元素进行建模,研究理性决策者之间的矛盾与冲突。演化博弈是博弈分析和动态演化相结合的一种理论,对提升博弈分析的可靠性有重要作用^[10],被广泛应用于社会经济和管理领域的各类实际问题分析中,如市场机制和政府调控下的产学研合作创新网络^[11]、地方政府与企业的高耗能产业退出机制^[12]、出行方式选择行为^[13]、政府—消费者协同监管^[14]、煤矿安全监管博弈等^[15-16]。在交通管理方面,江欣国等建立演

化博弈模型,模拟了不同条件下出租车驾驶员的违法策略变化^[17];徐新扬等构建政府主导下公铁联运系统的三方博弈模型,研究了公铁联运系统内各主体演化趋势^[18];杨在军等建立共享单车企业与用户间的演化博弈模型,分析了用户的机会主义行为动因及利益相关者的作用^[19];李科宏等对高铁运营安全多委托方监督演化博弈进行了系统动力学仿真分析^[20];雷丽彩等建立了新政实施背景下网约车平台和司机间的演化博弈模型^[21]。上述演化博弈模型建立中未考虑政府监管下驾驶员和执法者策略的变化。本文考虑政府、交通执法者与驾驶员在决策过程中面临的诸多因素,建立政府监管下三方演化博弈模型,得到理想条件下驾驶员和执法者的演化稳定策略,通过参数仿真剖析参数变化对稳定策略的影响,为有关部门制定监管措施提供决策支持。

1 道路交通隐性违法的属性

现阶段中国道路交通违法行为呈现多样性。根据 2017—2020 年全国交通违法数据,非现场执法查处率为 82.4%,现场执法查处率仅为 17.6%,非现场执法量与现场执法量的比例约为 4.6:1;2020 年某市查处的违反禁令标志违法行为占查处总量的 24.3%,疲劳驾驶违法行为占查处总量的 0.06%。城市交通执法管理总体呈现非现场执法查处率高、现场执法查处率低,“易取证”的违法行为为查处率高、

* 基金项目:长沙理工大学大学生创新创业训练项目(2018-67);湖南省自然科学基金项目(2022JJ30619)

“难取证”的违法行为查处率低的特征。非现场执法大多是通过先进的交通基础设施来完成,而现场执法只能是交通执法者在违法现场执法并处罚,由于各城市普遍存在警力不足和现场执法效率不高的问题,现场执法查处效果往往差强人意。为提高交通管理部门现场执法效率及对“难取证”违法行为的治理能力,有必要针对只能现场执法的交通违法行为进行研究。

根据各种道路交通违法行为的特征,将机动车道路交通违法行为分为两大类,分别为道路交通隐性违法行为和道路交通显性违法行为。道路交通隐性违法行为是指在机动车道路交通违法行为中,无法通过视频监控识别处理来完成线上执法且需要交通管理人员在现场执法查处的行为,如酒后驾驶、无证驾驶、超员等。道路交通显性违法行为是指在机动车道路交通违法行为中,无须交通管理人员现场执法查处,通过视频监控等交通设施即可完成执法并处罚的行为,如闯红灯、超速、违反禁令标志等。

2 道路交通隐性违法的演化博弈

2.1 模型假设

假设1:博弈参与方为政府、交通执法者和机动车驾驶员三方利益主体,假定3个博弈方均在有限理性的基础上实现自身利益最大化。政府主要指中

央政府、当地政府或交通执法者的上级监管部门;交通执法者主要指交通警察、路政人员和运管人员;机动车驾驶员指驾驶机动车在道路上运行的人员。

假设2:假定政府可选择的博弈策略为监管和不监管,选择监管的概率为 α ,选择不监管的概率为 $1-\alpha$;交通执法者可选择的博弈策略为执法和不执法,选择执法的概率为 β ,选择不执法的概率为 $1-\beta$;机动车驾驶员可选择的博弈策略为违法和不违法,选择违法的概率为 γ ,选择不违法的概率为 $1-\gamma$ 。 $\alpha, \beta, \gamma \in [0, 1]$ 。

假设3:根据政府对交通执法者的监管机制和执法者对驾驶员的管理机制,假设驾驶员正常出行(不违法)的成本为 G ,实施违法行为获得的额外收益为 E ,额外收益与出行成本 G 与违法收益因子 η 有关, $E=\eta G$ 。执法者对驾驶员违法行为没有查处时,会造成一定的交通安全隐患和交通管理部门的损失 S , S 与当地交通事故发生率 σ 和对驾驶员的处罚程度 P_1 有关, $S=\sigma P_1$ 。政府监管条件下,会对不违法的驾驶员给予一定的奖励 A_1 ,对认真执法的执法者给予一定的奖励 A_2 ,执法者成功查处违法行为时会受到政府的奖励 A_3 , A_3 与激励系数 θ_1 和驾驶员受到的处罚有关, $A_3=\theta_1 \delta P_1$,执法者对违法行为不查处时会受到政府的处罚 P_3 , P_3 与惩罚系数 θ_2 和驾驶员受到的处罚有关, $P_3=\theta_2 \delta P_1$ (见表1)。

表1 模型中的参数及其含义

分类	参数	含义
驾驶员	G	驾驶员正常出行的成本
	T	交通执法者执法时驾驶员要付出的时间成本
	E	驾驶员实施违法行为获得的额外收益,包括时间或金钱等
	η	违法收益因子, $\eta \in (0, 1)$
	P_1	违法驾驶员受到交通执法者的处罚,包括承担的法律、扣分或罚款等
	P_2	政府监管时,对于违法驾驶员的处罚(执法者对违法行为不执法)
执法者	C	执法者的执法成本,包括需要耗费的时间、人力和物力等
	δ	交通执法者执法中对违法行为成功查处的概率, $\delta \in (0, 1)$
	S	执法者对违法行为没有查处时造成的交通隐患和交通管理部门的损失
	σ	当地的交通事故发生率, $\sigma \in (0, 1)$
政府	A_1	政府监管时,对于不违法驾驶员的奖励
	A_2	政府监管时,对于执法者认真执法的奖励
	A_3	政府对执法者成功查处违法的奖励,包括口头表扬、荣誉评定等
	θ_1	执法者成功查处违法行为的激励系数, $\theta_1 \in (0, 1)$
	P_3	执法者对违法行为不执法时受到的处罚
	θ_2	执法者对违法行为不执法的惩罚系数, $\theta_2 \in (0, 1)$
	M	政府监管时付出的成本
	J	政府不监管时造成的群众不满和公信力下降
	N	政府不监管时,违法行为造成政府增加额外的治理成本(执法者对违法行为不执法)

2.2 模型建立

基于以上假设,结合当下交通管理机制,充分考虑执法者在执法过程中面临的各种实际情况,构建

以政府、驾驶员与交通执法者为博弈主体的收益矩阵(见表2)。

政府选择监管策略的期望收益为:

表2 道路交通隐性违法博弈各方收益矩阵

驾驶员 行为	各方收益			
	政府监管 α		政府不监管 $1-\alpha$	
	交通执法者执法 β	交通执法者不执法 $1-\beta$	交通执法者执法 β	交通执法者不执法 $1-\beta$
	$\delta P_1 - \theta_1 \delta P_1 - A_2 - M$	$\theta_2 \delta P_1 + P_2 - M$	$\delta P_1 - J$	$-N - J$
违法 γ	$\theta_1 \delta P_1 + A_2 - C$	$-\theta_2 \delta P_1$	$-C$	$-\sigma P_1$
	$\eta G - G - \delta P_1 - T$	$\eta G - G - P_2$	$\eta G - G - \delta P_1 - T$	$\eta G - G$
不违法	$-A_1 - A_2 - M$	$-A_1 - M$	$-J$	$-J$
$1-\gamma$	$A_2 - C$	0	$-C$	0
	$A_1 - G - T$	$A_1 - G$	$-G - T$	$-G$

$$Q_1 = \beta\gamma(\delta P_1 - \theta_1 \delta P_1 - A_2 - M) + (1 - \beta)\gamma(\theta_2 \delta P_1 + P_2 - M) + \beta(1 - \gamma)(-A_1 - A_2 - M) + (1 - \beta)(1 - \gamma)(-A_1 - M) = (1 - \theta_1 - \theta_2)\delta P_1 \beta\gamma - P_2 \beta\gamma - A_2 \beta + (\theta_2 \delta P_1 + P_2 + A_1)\gamma - A_1 - M$$

政府选择不监管策略的期望收益为:

$$Q_2 = \beta\gamma(\delta P_1 - J) + (1 - \beta)\gamma(-N - J) + \beta(1 - \gamma)(-J) + (1 - \beta)(1 - \gamma)(-J) = (\delta P_1 + N)\beta\gamma - N\gamma - J$$

政府的平均期望收益为:

$$Q_a = \alpha Q_1 + (1 - \alpha)Q_2$$

交通执法者选择执法策略的期望收益为:

$$Q_3 = \alpha\gamma(\theta_1 \delta P_1 + A_2 - C) + (1 - \alpha)\gamma(-C) + \alpha(1 - \gamma)(A_2 - C) + (1 - \alpha)(1 - \gamma)(-C) = \theta_1 \delta P_1 \alpha\gamma + A_2 \alpha - C$$

交通执法者选择不执法策略的期望收益为:

$$Q_4 = \alpha\gamma(-\theta_2 \delta P_1) + (1 - \alpha)\gamma(-\sigma P_1) + \alpha(1 - \gamma) \times 0 + (1 - \alpha)(1 - \gamma) \times 0 = (\sigma P_1 - \theta_2 \delta P_1)\alpha\gamma - \sigma P_1 \gamma$$

交通执法者的平均期望收益为:

$$Q_b = \beta Q_3 + (1 - \beta)Q_4$$

驾驶员选择交通违法行为策略的期望收益为:

$$Q_5 = \alpha\beta(\eta G - G - \delta P_1 - T) + \alpha(1 - \beta)(\eta G - G - P_2) + (1 - \alpha)\beta(\eta G - G - \delta P_1 - T) + (1 - \alpha)(1 - \beta)(\eta G - G) = P_2 \alpha\beta - P_2 \alpha - (\delta P_1 + T)\beta + \eta G - G$$

驾驶员选择不实施交通违法行为策略的期望收益为:

$$Q_6 = \alpha\beta(A_1 - G - T) + \alpha(1 - \beta)(A_1 - G) + (1 - \alpha)\beta(-G - T) + (1 - \alpha)(1 -$$

$$\beta)(-G) = A_1 \alpha - T\beta - G$$

驾驶员的平均期望收益为:

$$Q_c = \gamma Q_5 + (1 - \gamma)Q_6$$

综上,政府部门进行监管、交通执法者执法和驾驶员实施违法行为的复制动态方程为:

$$F(\alpha, \beta, \gamma) = \alpha(Q_1 - Q_a) = \alpha(1 - \alpha)(Q_1 - Q_2) = \alpha(1 - \alpha)[(-\theta_1 - \theta_2)\delta P_1 \beta\gamma + (-N - P_2)\beta\gamma - A_2 \beta + (\theta_2 \delta P_1 + P_2 + A_1 + N)\gamma + J - A_1 - M] \quad (1)$$

$$G(\alpha, \beta, \gamma) = \beta(Q_3 - Q_b) = \beta(1 - \beta)(Q_3 - Q_4) = \beta(1 - \beta)[(\theta_1 \delta P_1 + \theta_2 \delta P_1 - \sigma P_1)\alpha\gamma + A_2 \alpha + \sigma P_1 \gamma - C] \quad (2)$$

$$W(\alpha, \beta, \gamma) = \gamma(Q_5 - Q_c) = \gamma(1 - \gamma)(Q_5 - Q_6) = \gamma(1 - \gamma)[P_2 \alpha\beta - (P_2 + A_1)\alpha - \delta P_1 \beta + \eta G] \quad (3)$$

2.3 模型的平衡点和稳定性

根据演化博弈均衡求解方法,令微分方程组的取值如下:

$$\begin{cases} F(\alpha, \beta, \gamma) = 0 \\ G(\alpha, \beta, \gamma) = 0 \\ W(\alpha, \beta, \gamma) = 0 \end{cases}$$

据此可得出复制动态方程所有可能的平衡点,分别为 $E_1(0, 0, 0)$ 、 $E_2(0, 0, 1)$ 、 $E_3(0, 1, 0)$ 、 $E_4(1, 0, 0)$ 、 $E_5(1, 1, 0)$ 、 $E_6(1, 0, 1)$ 、 $E_7(0, 1, 1)$ 、 $E_8(1, 1, 1)$,只需讨论这些点的稳定性。其余均为非渐近稳定点。

根据李雅普诺夫稳定性定理^[22],通过分析一阶偏导数组成的雅可比矩阵的特征值可判断系统中平衡点的稳定性。按式(1)~(3)分别对 $F(\alpha, \beta, \gamma)$ 、 $G(\alpha, \beta, \gamma)$ 和 $W(\alpha, \beta, \gamma)$ 求偏导数,得到雅可比矩阵:

$$J = \begin{bmatrix} \frac{\partial F}{\partial \alpha} & \frac{\partial F}{\partial \beta} & \frac{\partial F}{\partial \gamma} \\ \frac{\partial G}{\partial \alpha} & \frac{\partial G}{\partial \beta} & \frac{\partial G}{\partial \gamma} \\ \frac{\partial W}{\partial \alpha} & \frac{\partial W}{\partial \beta} & \frac{\partial W}{\partial \gamma} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (1-2\alpha)[(-\theta_1-\theta_2)\delta P_1\beta\gamma+(-N-P_2)\beta\gamma-A_2\beta+(\theta_2\delta P_1+P_2+A_1+N)\gamma+J-A_1-M] & \alpha(1-\alpha)[(-\theta_1-\theta_2)\delta P_1\gamma+(-N-P_2)\gamma-A_2] & \alpha(1-\alpha)[(-\theta_1-\theta_2)\delta P_1\beta+(-N-P_2)\beta+\theta_2\delta P_1+P_2+A_1+N] \\ \beta(1-\beta)[(\theta_1\delta P_1+\theta_2\delta P_1-\sigma P_1)\gamma+A_2] & (1-2\beta)[(\theta_1\delta P_1+\theta_2\delta P_1-\sigma P_1)\alpha\gamma+A_2\alpha+\sigma P_1\gamma-C] & \beta(1-\beta)[(\theta_1\delta P_1+\theta_2\delta P_1-\sigma P_1)\alpha+\sigma P_1] \\ \gamma(1-\gamma)(P_2\beta-P_2-A_1) & \gamma(1-\gamma)(P_2\alpha-\delta P_1) & (1-2\gamma)[P_2\alpha\beta-(P_2+A_1)\alpha-\delta P_1\beta+\eta G] \end{bmatrix}$$

根据李雅普诺夫稳定性定理^[22],一阶偏导函数组成的雅可比矩阵为负定时,系统在该平衡点为一致渐进稳定;矩阵为正定时,该平衡点为不稳定点;

矩阵特征值有正有负时,该平衡点为鞍点。将 8 个平衡点代入雅可比矩阵,各平衡点对应的雅可比矩阵的特征值见表 3。

表 3 各平衡点对应的雅可比矩阵的特征值

平衡点	λ_1	λ_2	λ_3
$E_1(0,0,0)$	$J-A_1-M$	$-C$	ηG
$E_2(0,0,1)$	$\theta_2\delta P_1+P_2+N+J-M$	σP_1-C	$-\eta G$
$E_3(0,1,0)$	$J-A_1-A_2-M$	C	$\eta G-\delta P_1$
$E_4(1,0,0)$	$-(J-A_1-M)$	A_2-C	$\eta G-A_1-P_2$
$E_5(1,1,0)$	$-(J-A_1-A_2-M)$	$-(A_2-C)$	$\eta G-A_1-\delta P_1$
$E_6(1,0,1)$	$-(\theta_2\delta P_1+P_2+N+J-M)$	$\theta_1\delta P_1+\theta_2\delta P_1+A_2-C$	$-(\eta G-A_1-P_2)$
$E_7(0,1,1)$	$J-\theta_1\delta P_1-A_2-M$	$-(\sigma P_1-C)$	$-(\eta G-\delta P_1)$
$E_8(1,1,1)$	$-(J-\theta_1\delta P_1-A_2-M)$	$-(\theta_1\delta P_1+\theta_2\delta P_1+A_2-C)$	$-(\eta G-A_1-\delta P_1)$

由假设条件可知, $\eta \in (0, 1), G > 0, C > 0$, 点(0,0,0)和(0,1,0)不是稳定点,只需讨论其余

6 个平衡点的稳定情况。如表 4 所示,当各点对应条件分别为条件 1、条件 2、条件 3、条件 4、条件 5、条

表 4 各稳定点及其稳定条件

稳定点	ESS 对应条件	稳定条件编号	策略编号
$E_2(0,0,1)$	$\theta_2\delta P_1+P_2+N+J-M < 0, \sigma P_1-C < 0$	1	I
$E_4(1,0,0)$	$J-A_1-M > 0, A_2-C < 0, \eta G-A_1-P_2 < 0$	2	II
$E_5(1,1,0)$	$J-A_1-A_2-M > 0, A_2-C > 0, \eta G-A_1-\delta P_1 < 0$	3	III
$E_6(1,0,1)$	$\theta_2\delta P_1+P_2+N+J-M > 0, \theta_1\delta P_1+\theta_2\delta P_1+A_2-C < 0, \eta G-A_1-P_2 > 0$	4	IV
$E_7(0,1,1)$	$J-\theta_1\delta P_1-A_2-M < 0, \sigma P_1-C > 0, \eta G-\delta P_1 > 0$	5	V
$E_8(1,1,1)$	$J-\theta_1\delta P_1-A_2-M > 0, \theta_1\delta P_1+\theta_2\delta P_1+A_2-C > 0, \eta G-A_1-\delta P_1 > 0$	6	VI

件 6 时,点(0,0,1)、(1,0,0)、(1,1,0)、(1,0,1)、(0,1,1)、(1,1,1)为演化稳定点。

2.4 数值仿真

营造一种驾驶员始终选择不违法或驾驶员违法时执法者执法的稳定局面是当下对道路交通隐性违法行为的治理目标。通过改变上述 6 种稳定策略的部分稳定条件,3 个博弈主体的策略都可能发生改变。参考长沙市现有执法机制和处罚机制,对相关

参数作出合理假设,运用 MATLAB 对博弈的演化进程及演化速率进行仿真,更直观地描述参数变化对演化博弈进程和演化速率的影响,并验证上述稳定性分析结论。

2.4.1 演化进程

2.4.1.1 政府监管、执法者不执法条件下驾驶员的策略变化

根据 $E_6(1,0,1)$ 对应的稳定条件 4,设驾驶员

平均每次出行成本 G 为 150, 违法收益因子 η 为 0.7, 驾驶员受到执法者的平均处罚 P_1 为 100, 驾驶员受到政府的平均处罚 P_2 为 90, 执法者平均每次执法成本 C 为 50, 执法者对违法行为的成功查处率 δ 为 0.8, 当地交通事故发生率 σ 为 0.1, 政府对驾驶员的奖励 A_1 为 10, 对执法者的奖励 A_2 为 20, 执法者成功查处的激励系数 θ_1 为 0.1, 执法者对违法行

为不执法的惩罚系数 θ_2 为 0.2, 政府的监管成本 M 为 100, 不监管时造成公信力下降 J 为 130, 政府增加的额外治理成本 N 为 120。基于以上条件经过反复博弈, 政府都选择监管, 执法者都选择不执法, 驾驶员都选择违法, 仿真演化结果见图 1(a)。为更直观地刻画 3 个博弈主体的演化进程, 设 α 、 β 、 γ 的初始值都为 0.5, 演化结果见图 1(b)。

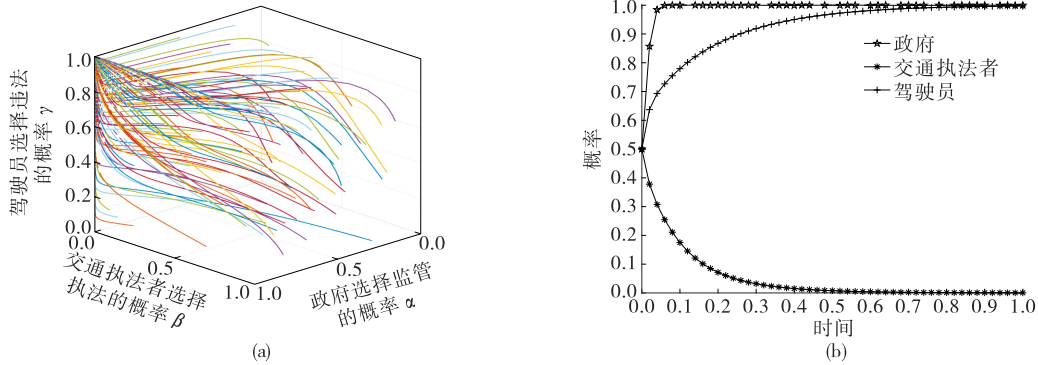


图 1 稳定策略 IV 的仿真演化结果

根据 $E_4(1, 0, 0)$ 对应的稳定条件 2, 基于上述参数假设, 降低 G 为 100, 降低 η 为 0.6, 增大 A_1 为 15, 增大 P_2 为 110, 其余数值不变。经过反复博弈,

政府都选择监管, 执法者都选择不执法, 驾驶员都选择不违法, 仿真演化结果见图 2(a)。设 α 、 β 、 γ 的初始值都为 0.5, 演化结果见图 2(b)。

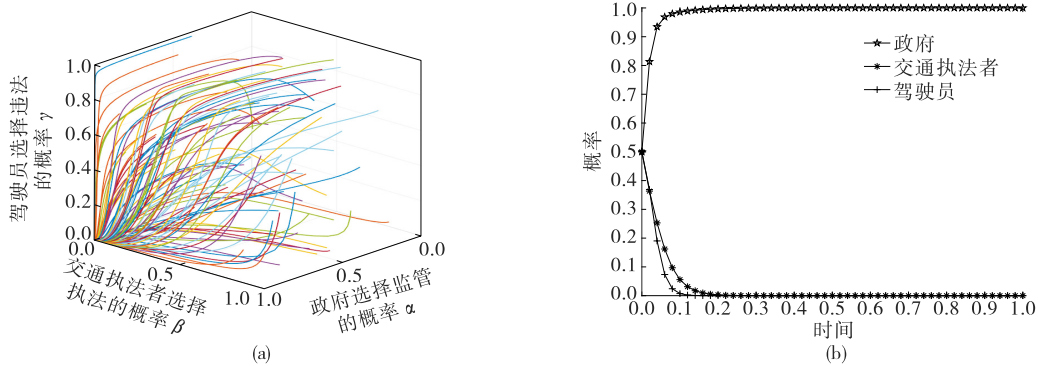


图 2 稳定策略 II 的仿真演化结果

由图 1、图 2 可知: 在政府监管、执法者不执法的条件下, 降低驾驶员的出行成本和违法收益因子, 增大政府对驾驶员的奖励和驾驶员受到政府的处罚, 有利于使驾驶员的稳定策略由违法转变为不违法。

2.4.1.2 政府监管、执法者执法条件下驾驶员的策略变化

根据 $E_8(1, 1, 1)$ 对应的稳定条件 6, 设 $G = 150$, $\eta = 0.7$, $P_1 = 100$, $P_2 = 90$, $C = 25$, $\delta = 0.8$, $\sigma = 0.1$, $A_1 = 10$, $A_2 = 30$, $\theta_1 = 0.2$, $\theta_2 = 0.3$, $M = 100$, $J = 150$, $N = 120$ 。基于以上条件经过反复博弈, 政府都选择监管, 执法者都选择执法, 驾驶员都选择违

法, 仿真演化结果见图 3(a)。设 α 、 β 、 γ 的初始值都为 0.5, 演化结果见图 3(b)。

根据 $E_5(1, 1, 0)$ 对应的稳定条件, 基于上述参数假设, 降低 G 为 100, 降低 η 为 0.6, 增大 A_1 为 15, 增大 δ 为 0.9, 增大 P_1 为 120, 其余数值不变。基于以上条件经过反复博弈, 政府都选择监管, 执法者都选择执法, 驾驶员都选择不违法, 仿真演化结果见图 4(a)。设 α 、 β 、 γ 的初始值都为 0.5, 演化结果见图 4(b)。

由图 3、图 4 可知: 在政府监管、执法者执法的条件下, 降低驾驶员的出行成本和违法收益因子, 增大政府对驾驶员的奖励、执法者的成功查处率和执

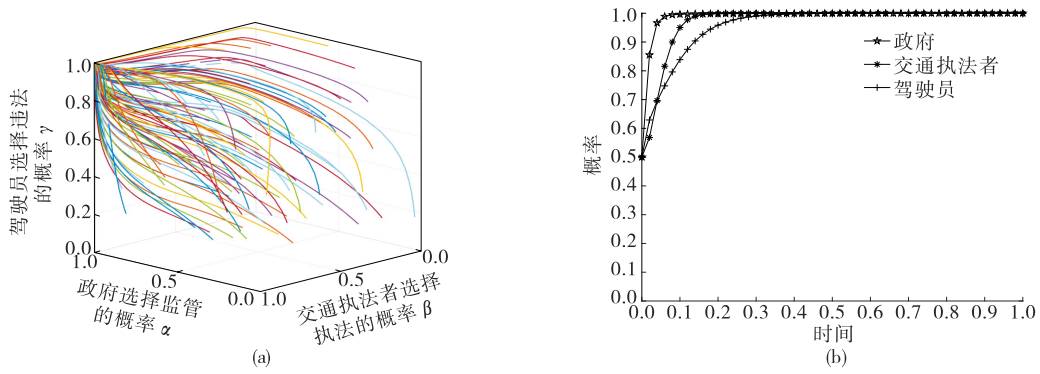


图 3 稳定策略 VI 的仿真演化结果

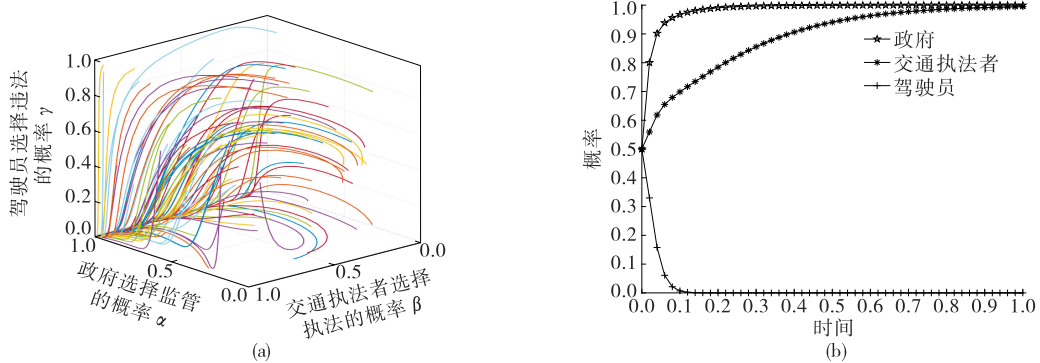


图 4 稳定策略 III 的仿真演化结果

法者对驾驶员的处罚,有利于使驾驶员的稳定策略由违法转变为不违法。

2.4.1.3 政府不监管、驾驶员违法条件下交通执法者的策略变化

根据 E2(0,0,1)对应的稳定条件 1,设 G=150,eta=0.7,P1=150,P2=90,C=50,delta=0.6,sigma=0.1,A1=10,A2=20,theta1=0.1,theta2=0.2,M=200,J=50,N=40。基于以上条件经过反复博弈,政府都选择监管,执法者都选择不执法,驾驶员都选择违法,仿真演化结果见图 5(a)。设 alpha,beta,gamma 的初始值都为 0.5,演化结果见图 5(b)。

根据 E7(0,1,1)对应的稳定条件 5,降低 C 为 10,其余数值不变。基于以上条件经过反复博弈,政

府都选择不监管,执法者都选择执法,驾驶员都选择违法,仿真演化结果见图 6(a)。设 alpha,beta,gamma 的初始值都为 0.5,演化结果见图 6(b)。

由图 5、图 6 可知:在政府不监管、驾驶员违法的条件下,降低执法者的执法成本,有利于使执法者的稳定策略由不执法转变为执法。

2.4.1.4 政府监管、驾驶员违法条件下交通执法者的策略变化

根据 E6(1,0,1)对应的稳定条件 4 和 E8(1,1,1)对应的稳定条件 6 作出相应假设,根据仿真结果,在政府监管、驾驶员违法的条件下,提高对执法者的激励系数和惩罚系数、执法者的成功查处率、执法者对驾驶员的处罚、政府对执法者的奖励,降低执法者

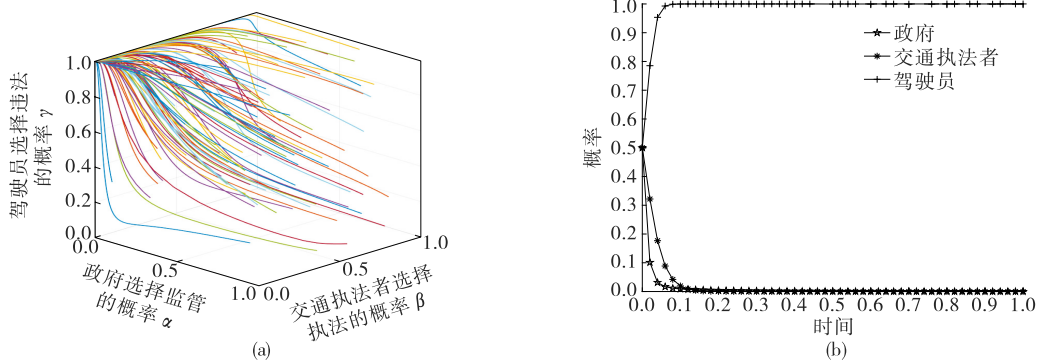


图 5 稳定策略 I 的仿真演化结果

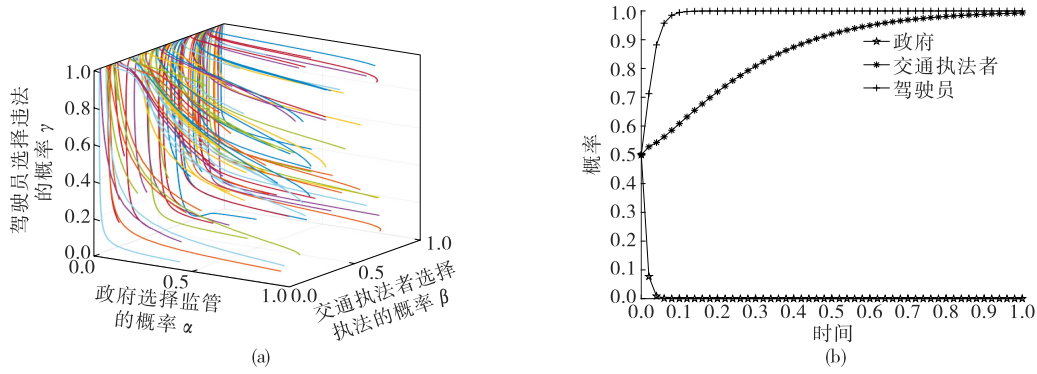


图6 稳定策略V的仿真演化结果

的执法成本,有利于使执法者的策略由不执法转变为执法。

2.4.2 参数敏感度

根据图3~6, G、η、A₁、A₂、P₁、P₂、δ、C、θ₁、θ₂对驾驶员和执法者的演化进程有着重要影响。下面改变各参数的数值,分析各主体演化收敛速率。

2.4.2.1 G、η、A₁、P₁、P₂、δ对驾驶员稳定策略演化收敛速率的影响

基于稳定策略II对应的稳定条件,设置G分别为

为100、120、140, η分别为0.5、0.7、0.9, A₁分别为15、25、35, P₂分别为110、130、150进行仿真。基于稳定策略III对应的稳定条件,设置P₁分别为100、120、140, δ分别为0.5、0.7、0.9进行仿真。根据仿真结果(见图7), η对驾驶员稳定策略演化速率的影响不明显; G减小可加速驾驶员策略向不违法转化,具有显著的促进作用; A₁、P₁、P₂、δ增大均对驾驶员选择不违法策略的演化速率具有显著促进作用。

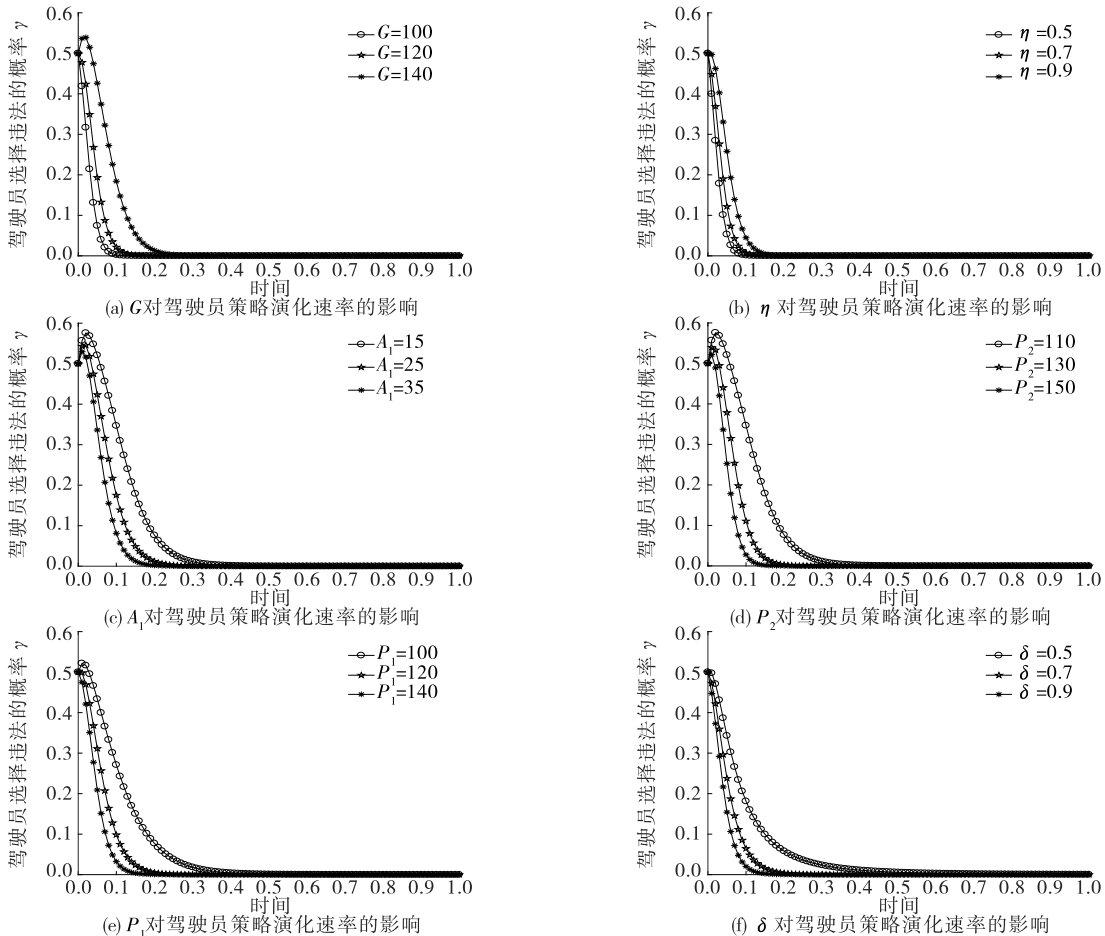


图7 各参数对驾驶员稳定策略演化速率的影响

2.4.2.2 $C, \theta_1, \theta_2, \delta, P_1, A_2$ 对执法者稳定策略演化收敛速率的影响

基于稳定策略V对应的稳定条件,设置 C 分别为 10、30、50 进行仿真。根据稳定策略VI对应的稳定条件,设置 θ_1 分别为 0.1、0.3、0.5, θ_2 分别为 0.2、0.4、0.6, δ 分别为 0.5、0.7、0.9, P_1 分别为 80、100、120, A_2 分别

为 30、40、50 进行仿真。根据仿真结果(见图 8), P_1 对交通执法者稳定策略演化速率的影响不明显;执法成本 C 减小、激励系数 θ_1 增大和成功查处率 δ 增大对执法者执法策略演化速率有显著促进作用;惩罚系数 θ_2 增大和对执法者的奖励 A_2 增大可加速执法者策略向执法转变的速率,但影响效果一般。

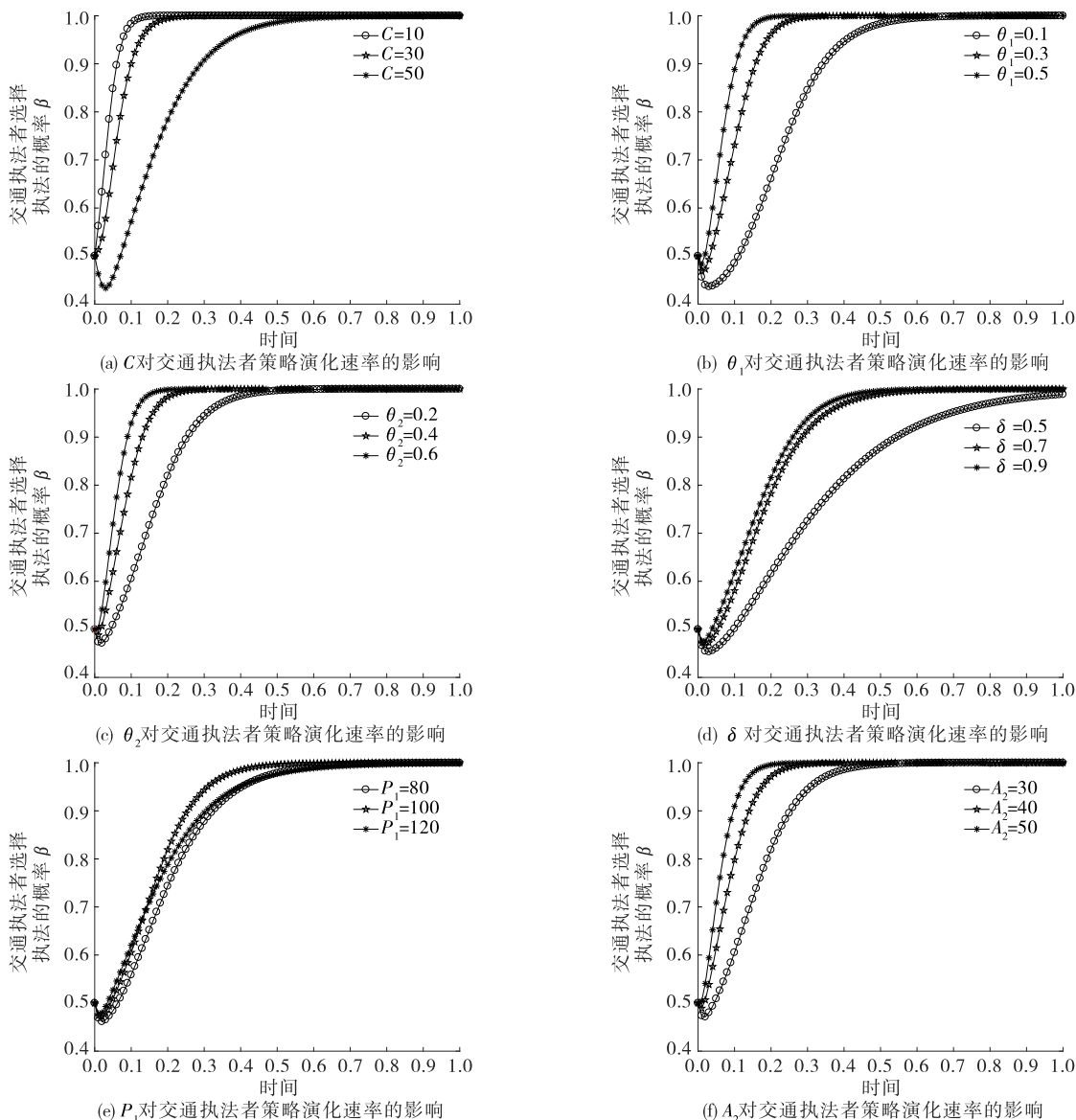


图 8 各参数对执法者稳定策略演化速率的影响

3 相关治理建议

根据 MATLAB 参数仿真结果, G, A_1, P_1, P_2, δ 的改变影响驾驶员稳定策略的演化进程且能显著加快演化收敛速率, $C, \theta_1, \theta_2, \delta, A_2$ 的改变影响执法者稳定策略的演化进程且能显著加快演化收敛速率。从驾驶员出行成本、政府对驾驶员和执法者的

奖励、执法者和政府对驾驶员的处罚、执法者的执法成本和成功查处率、执法者的激励系数和惩罚系数等方面提出治理道路交通隐性违法行为的建议,以有效抑制道路交通隐性违法行为的发生。

(1) 完善道路交通基础设施建设,提升道路运营效率,在一定程度上降低驾驶员的出行成本,使驾驶员减少通过交通违法行为获利的动机,从根源上

减少交通违法行为的发生。

(2) 完善交通管理部门的管理机制,提高对交通违法行为的成功查处率。在查处交通违法行为的过程中,各部门之间联防联控,布置好立体防控网络,绝不放过一个道路交通违法的“漏网之鱼”;各部门严格实施各项巡逻管控措施,针对不同路段或地区科学分配警力,避免警力资源的浪费;提高交通执法者的执法效率,通过互联网平台实现执法过程中的信息互通,尽可能使执法程序网络化、简约化、透明化。

(3) 政府监管时建立完善的奖惩制度,同时避免“逐利执法”现象的发生。对于执法及时、高效的交通执法者给予适当鼓励,对于长期履行职责、处理交通违法行为较好的执法者给予一定荣誉和奖励,对于对违法行为不作为的执法者给予处罚。在激励执法者认真履行职责的同时遵循适度的原则完善奖惩制度,杜绝出现为使自身利益最大化而忽略执法的公平公正。

(4) 政府监管时,对于守法的驾驶员随机给予一定的奖励,如小礼品或赞扬等,鼓励驾驶员不实施违法行为。

(5) 融入更多的智慧监管设施,降低执法成本,提高执法成功率。深入贯彻科技兴警理念,积极构建适应新时代的城市交通治理新模式,提高道路交通治理科学化、智能化水平。在道路交通执法过程中融入更多的大数据、云计算、物联网、人工智能等新技术,打造智慧监管的现代交通管理机制,尽可能多地实现现场执法向非现场执法转变,节省大量警力和时间,大大提高执法过程中的准确率,有效打击道路交通违法行为。

4 结论

本文基于当前道路交通违法行为多样、现场执法率低等特点,将机动车道路交通违法行为分为隐性违法行为和显性违法行为两类,对道路交通隐性违法行为进行有针对性的研究。基于演化博弈理论,从经济学的角度建立政府、驾驶员和交通执法者三方演化博弈模型,得到6种演化稳定策略,理想稳定状态(监管—不执法—不违法)下的稳定条件为 $J - A_1 - M > 0$, $A_2 - C < 0$, $\eta G - A_1 - P_2 < 0$ 。仿真结果表明:

(1) 降低驾驶员出行成本,增大对驾驶员的奖励和驾驶员受到的处罚,提高执法者的成功查处率,有助于使驾驶员的策略由违法转变为不违法并能显

著加快策略演化稳定速率。

(2) 提高对执法者的激励系数和惩罚系数、执法者的成功查处率、政府对执法者的奖励,降低执法者的执法成本,有助于使执法者的策略由不执法转变为执法且能显著加快策略演化稳定速率。

基于参数变化对演化进程和演化速率的影响,结合实际情况,提出相关建议,为交通管理部门对于隐性违法行为的治理提供理论依据。

参考文献:

- [1] 华佳峰,赵卫兴,吴瑞玉,等.我国道路交通执法装备技术现状及趋势分析[C]//中国智能交通协会.第十五届中国智能交通年会科技论文集(2).深圳:中国智能交通协会,2020:415-425.
- [2] 刘海玥,付川云,夏亮.基于问卷调查的多次交通违法行为研究[J].公路与汽运,2020(1):35-39+51.
- [3] 秦鸣,宁建标,邓明君.系统聚类法在机动车司机违法驾驶行为中的应用[J].公路与汽运,2017(4):45-51.
- [4] ELIAS W, BLANK-GOMEL A, HABIB-MATAR C, et al. Who are the traffic offenders among ethnic groups and why? [J]. Accident Analysis & Prevention, 2016, 91:64-71.
- [5] CASTANIER C, DEROCHE T, WOODMAN T. Theory of planned behaviour and road violations: The moderating influence of perceived behavioural control [J]. Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour, 2013, 18:148-158.
- [6] PETER B, ANDERS A, JAMES F, et al. Predicting crashes using traffic offences. A meta-analysis that examines potential bias between self-report and archival data[J]. PloS One, 2016, 11(4):e0153390.
- [7] 龙漫,李方卫,张素禄,等.基于对应分析的交叉口交通违法行为风险分析[C]//中国城市规划学会城市规划学术委员会.交通治理与空间重塑:2020年中国城市规划年会论文集.北京:中国城市规划设计研究院城市交通专业研究院,2020:1612-1619.
- [8] SHEN X H, AN J B, TENG Z S. Recognition method of traffic violations based on complex interaction between multiple entities[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2021, 36(9):5241-5263.
- [9] 辛嵩,宋明达,王泽明,等.针对特定驾驶员的疲劳驾驶检测方法[J].安全与环境学报,2022,14(1):1-8.
- [10] 谢识予.经济博弈论[M].4版.上海:复旦大学出版社,2017:268.
- [11] 曹霞,李传云,于娟,等.市场机制和政府调控下的产学研合作创新网络演化博弈仿真:以新能源汽车产业

- 为例[J].系统管理学报,2020,29(3):464-474.
- [12] 郭本海,方志耕,刘卿.基于演化博弈的区域高耗能产业退出机制研究[J].中国管理科学,2012,20(4):79-85.
- [13] 刘皓,任其亮,赵天羽.政府介入下城市出租车出行方式选择的演化博弈分析[J].公路与汽运,2020(5):17-20.
- [14] 雷丽彩,高尚,陈瑞祥.大数据“杀熟”如何破?基于政府-消费者协同监管的演化博弈[J].系统管理学报,2021,151(4):664-675.
- [15] LIU D H, XIAO X Z, LI H Y, et al. Historical evolution and benefit-cost explanation of periodical fluctuation in coal mine safety supervision: An evolutionary game analysis framework [J]. European Journal of Operational Research, 2015, 243: 974-984.
- [16] LIU Q L, LI X C, Hassall M. Evolutionary game analysis and stability control scenarios of coal mine safety inspection system in China based on system dynamics [J]. Safety Science, 2015, 80: 13-22.
- [17] 江欣国,周悦,夏亮,等.出租车驾驶员交通违法行为演化博弈模型[J].西南交通大学学报,2019,54(6):1121-1128.
- [18] 徐新扬,杨扬.政府主导下公铁联运系统三方演化博弈研究[J].交通运输系统工程与信息,2021,21(2):7-15.
- [19] 杨在军,马倩瑶.共享单车用户机会主义行为的演化博弈分析[J].管理工程学报,2020,132(3):104-111.
- [20] 李科宏,张亚东,郭进,等.高铁运营安全多委托方监督演化博弈的 SD 分析[J].交通运输系统工程与信息,2019,19(3):103-110.
- [21] 雷丽彩,高尚,蒋艳.网约车新政下网约车平台与网约车司机的演化博弈分析[J].管理工程学报,2020,130(1):55-62.
- [22] RUBIN H. The phenotypic gambit: Selective pressures and ESS methodology in evolutionary game theory [J]. Biology & philosophy, 2016, 31(4): 1-19.

收稿日期:2022-04-06

(上接第 36 页)

- [72] TALPAERT V, SOBH I, KIRAN B R, et al. Exploring applications of deep reinforcement learning for real-world autonomous driving systems[C]//14th International Conference on Computer Vision Theory and Applications, Czechia, 2019: 564-572.
- [73] CHEN D, JIANG L S, WANG Y, et al. Autonomous driving using safe reinforcement learning by incorporating a regret-based human lane-changing decision model[C]//2020 American Control Conference (ACC). IEEE, 2020: 45564-45570.
- [74] LEE J, CHOI J W. May I cut into your lane?: A policy network to learn interactive lane change behavior for autonomous driving [C]//2019 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference. Auckland, New Zealand, IEEE, 2019: 4342-4347.
- [75] WANG Z, ZHAO X M, XU Z G, et al. Modeling and field experiments on autonomous vehicle lane changing with surrounding human-driven vehicles[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2021, 36(7): 877-889.
- [76] JIANG S H, CHEN J Y, SHEN M C. An interactive lane change decision making model with deep reinforcement learning[C]//2019 7th International Conference on Control, Mechatronics and Automation (ICCM). Delft, Netherlands, IEEE, 2019: 370-376.
- [77] YE F, CHENG X X, WANG P, et al. Automated lane change strategy using proximal policy optimization-based deep reinforcement learning [C]//2020 IEEE Intelligent Symposium (IV). IEEE, 2020: 47402-47408.
- [78] WANG P, LI H H, CHAN C Y. Continuous control for automated lane change behavior based on deep deterministic policy gradient algorithm[C]//2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Paris, France, IEEE, 2019: 1454-1460.
- [79] XI C Y, SHI T Y, WU Y K, et al. Efficient motion planning for automated lane change based on imitation learning and mixed-integer optimization [C]//2020 IEEE 23rd International Conference on Intelligent Transportation Systems, Rhodes, Greece, IEEE, 2020: 1-6.
- [80] WANG C, SUN Q, LI Z, et al. Human-like lane change decision model for autonomous vehicles that considers the risk perception of drivers in mixed traffic[J]. Sensors (Basel), 2020, 20(8): 2259.
- [81] WANG G, HU J M, LI Z H, et al. Cooperative lane changing via deep reinforcement learning[R]. Cornell University, 2019.
- [82] 刘志强,韩静文,倪捷.智能网联环境下的多车协同换道策略研究[J].汽车工程,2020,42(3):299-306.

收稿日期:2022-07-29