

DOI:10.19951/j.cnki.1672-9331.20220514002

文章编号:1672-9331(2023)03-0146-13

引用格式:黄益绍,王喜博,陈润泽.基于信号博弈的道路交通隐性违法行为研究[J].长沙理工大学学报(自然科学版),2023,20(3):146-158.

Citation: HUANG Yishao, WANG Xibo, CHEN Runze. Study on implicit illegal behavior of road traffic based on signaling game[J]. J. Changsha Univ. Sci. Tech. (Nat. Sci.), 2023, 20(3): 146-158.

# 基于信号博弈的道路交通隐性违法行为研究

黄益绍<sup>1</sup>, 王喜博<sup>1,2</sup>, 陈润泽<sup>1</sup>

(1. 长沙理工大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410114; 2. 郑州综合交通运输研究院有限公司, 河南 郑州 450003)

**摘要:**【目的】方便道路交通安全管理部门更有效地开展交通违法治理,遏制道路交通中的隐性违法行为,实现道路交通的有序、安全、畅通。【方法】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。利用信号博弈理论,对驾驶员与交通执法者的决策互动过程进行建模,模型中引入了检测器机制,使交通执法者依据检测器输出结果和驾驶员信号来进行决策;推导交通执法者与驾驶员博弈双方的混同均衡策略和准分离均衡策略,揭示在不同先验概率下驾驶员和交通执法者均衡策略的变化情况。【结果】仿真结果表明:交通执法者两种信任度的倾向程度和质量对供驾驶员选择的纯策略先验概率区间、驾驶员自身实际类型的概率以及交通执法者的均衡效用均有重要影响。【结论】本研究基于信号博弈模型,从交通执法者的决策机理角度,对道路交通隐性违法行为的治理提出具有针对性的建议。

**关键词:**城市交通;道路交通隐性违法;完美贝叶斯纳什均衡;信号博弈;数值仿真

**中图分类号:**U491.4

**文献标志码:**A

## 0 引言

随着机动车保有量和驾驶员数量的快速增长,道路交通违法行为呈现出多样性的特点,交通执法者(以下简称执法者)面临着新的挑战<sup>[1]</sup>。公安部发布的2020年5月份的交通违法数据显示,交通非现场执法与现场执法所查处的违法行为的数量之比约为4:1。在现阶段,城市交通执法管理总体呈非现场执法查处率高、现场执法查处率低的特征<sup>[2]</sup>。本研究将在机动车道路交通违法行为中无法通过视频监控技术来完成线上执法,而需要交通管理人员通过现场执法来查处的行为定义为道路交通隐性违法行为。

在机动车保有量、驾驶人员数量、交通违法行

为数量持续增长的情况下,很多学者采用不同方法探究遏制交通违法行为增长趋势的措施。在交通违法行为影响因素方面,范浩轩等<sup>[3]</sup>采用卡方检验分析了违法行为的潜在因素;张光南等<sup>[4]</sup>结合GIS技术及系统聚类法分析了风险因素;AURORA等<sup>[5]</sup>和OPPENHEIM等<sup>[6]</sup>均基于机器学习揭示了部分因素与违法行为的相关性。在违法行为与交通事故相关性方面,有研究基于关联分析算法、对应分析法等深入挖掘了交通事故和交通违法行为之间的内在关联<sup>[7-9]</sup>。这些研究均依赖于电子执法数据,而对于数据量小且数据难以获取的交通隐性违法行为则束手无策。从执法技术的角度来看,不少学者针对交通隐性违法行为设计了车载检测装置<sup>[10-12]</sup>,但通过此类设施直接完成执法仍很难。从交通参与者的角度来看,执

收稿日期:2022-05-14;修回日期:2022-06-20;接受日期:2022-06-27

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

通信作者:黄益绍(1976—)(ORCID:0000-0002-5686-9317),男,副教授,主要从事交通运输规划与管理方面的研究。

E-mail:744861302@qq.com

法者和驾驶员的交互过程具有信息不对称、动态和战略性的特点,可以用信号传递博弈模型来建模,研究理性决策者之间的矛盾与冲突<sup>[13]</sup>。王中奇等<sup>[14]</sup>引入博弈论,研究了在路网拥挤效应下交通管理者与出行者之间的互动决策过程;CHEN等<sup>[15]</sup>结合动态交通控制和动态交通分配方法,建立了交通管理者和出行者之间的非合作博弈模型;刘建美等<sup>[16]</sup>提出了诱导-出行信号博弈模型。这些研究都是从出行诱导的角度,基于信号博弈针对交通参与者的互动进行建模的,缺乏对交通违法行为治理方面的研究。

由于道路交通隐性违法行为的深度隐匿性,本研究在传统信号博弈模型中引入车载检测器机制<sup>[17]</sup>,使执法者依据检测器的检测结果和驾驶员所传递的信号进行执法,这是与传统信号博弈模型最显著的不同之处。在该作用机制下,信号博弈模型可揭示执法者对驾驶员不同信号的反应机理。求解博弈双方的混同均衡和准分离均衡策略,发现双方在不同先验概率下的策略变化,根据参数仿真结果得出结论,对治理道路交通隐性违法行为具有重要的指导意义。

## 1 检测器机制下的信号博弈模型

### 1.1 模型假设

假设1:  $N=\{D, E\}$  为博弈双方组成的集合,  $D$  代表驾驶员,为信号发送方,  $E$  代表执法者,为信号接收方<sup>[18]</sup>。驾驶员在自然状态下的类型空间为  $\theta \in \Theta=\{0, 1\}$ , 0代表不存在交通违法行为的驾驶员, 1代表存在交通违法行为的驾驶员。驾驶员自身类型  $\theta$  为私人信息,执法者不了解驾驶员类型  $\theta$ ,只知道其概率分布为  $p$ , 且  $\sum_{\theta \in \Theta} p(\theta) = 1$ 。

假设2: 驾驶员基于自身类型,从信号空间集合  $M=\{0, 1\}$  中选择信号  $m$  发送给执法者,其中, 0代表没有异常驾驶行为, 1代表有异常驾驶行为。驾驶员若选择混合策略,会以一定的概率选择  $m$ 。用  $\Gamma^D$  表示驾驶员的策略空间,  $\sigma^D \in \Gamma^D$  表示驾驶员的策略,则  $\sigma^D(m|\theta)$  表示当驾驶员类型为  $\theta$  时,其发送信号  $m$  给执法者的概率。策略空间的表达式为:

$$\Gamma^D = \left\{ \sigma^D | \forall \theta, \sum_{m \in M} \sigma^D(m|\theta) = 1; \forall \theta, m, \sigma^D(m|\theta) \geq 0 \right\} \quad (1)$$

假设3: 车内检测器只具备检测、通信与定位的功能,执法者具备执法和查处的能力。当检测器判定驾驶员有违法驾驶行为,即认为  $\theta$  为 1 时,会发送  $w=1$  的信号给执法者;当检测器判定驾驶员不存在违法驾驶行为,即认为  $\theta$  为 0 时,会发送  $w=0$  的信号给执法者,且  $w \in W=\{0, 1\}$ 。执法者执法时会配置一个信号接收器,车内检测器只有在侦测到附近存在信号接收器时,才会开启检测功能;否则,保持关闭状态。检测器在检测完交通违法状况后,会将检测结果、驾驶员信息和具体位置等数据发送给附近的执法者。检测器的检测存在一定的错误率,不能完全准确地识别出驾驶员的类型,但可提供信息给执法者参考。假设其检测结果的正确率为  $\varphi$ ,即检测器判定的驾驶员类型与其真实的类型相符的概率为  $\varphi$ ,即  $p(w = \theta) = \varphi$ 。

假设4: 执法者在接收到驾驶员发送的信号  $m$  和检测器的检测结果  $w$  后,会综合考虑后再采取行动。在理想条件下,检测器检测结果就是驾驶员的实际类型,且执法者严格按照  $m$  和  $w$  来判定对驾驶员所发信号的信任程度。若检测器发出的信号  $w$  和驾驶员发出的信号  $m$  相同,说明驾驶员发出的信号  $m$  与驾驶员的实际类型  $\theta$  相符,此时执法者对此信号  $m$  的信任度  $e=1$ ;若检测器发出的信号  $w$  和驾驶员发出的信号  $m$  不同,说明驾驶员发出的信号  $m$  与驾驶员的实际类型  $\theta$  不符,此时执法者对此信号  $m$  的信任度  $e=0$ 。这个过程反映了执法者的决策机理。随后,执法者将根据信任度  $e$  和信号  $m$  决定是否执法。执法者产生正确的信任度  $e$  的概率为  $\lambda(ew, m)$ , 其中  $e \in E=\{0, 1\}$ 。但在该执法机制中,由于检测器的局限性,起主导作用的仍是执法者自身,一方面执法者需结合道路交通实际运营状况,另一方面其也需结合自身的主观意愿,并非一定按照理想条件形成信任度(也有可能形成错误的信任度  $e$ )。假设  $\lambda(0|1, 0)=\lambda(0|0, 1)=\alpha$ , 即所形成的信任度为 0 是正确的概率为  $\alpha$ , 那么  $\lambda(1|1, 0)=\lambda(1|0, 1)=1-\alpha$ , 即所形成的信任度为 1 是错误的概率为  $1-\alpha$ ; 假设  $\lambda(0|1, 1)=\lambda(0|0, 0)=\beta$ , 即所形成的信任度为 0 是错误的概率为  $\beta$ , 那么  $\lambda(1|1, 1)=\lambda(1|0, 0)=1-\beta$ , 即所形成的信任度为 1 是正确的概率为  $1-\beta$ 。通常对于执法者来说,所形成的信任度为 0 是正确的概率要大于所形成的信任度为 0 是错误的概率,即  $\alpha > \beta$ 。

假设5:执法者会根据信号 $m$ 和对该信号的信任度 $e$ 选择一个行动 $a \in A = \{0, 1\}$ , 1代表进行执法, 0代表不进行执法。用 $\sigma^E \in \Gamma^E$ 表示执法者的混合策略, 即在给定信号 $m$ 的条件下, 以一定的概率选择行动 $a$ , 则执法者选择混合策略的概率为 $\sigma^E(a|m, e)$ , 其策略空间如式(2)所示。在信号 $m$ 的基础上, 执法者形成了一个对驾驶员类型的信念。对于任意的 $\theta, m$ , 设 $\mu^E: \Theta \rightarrow [0, 1]$ ,  $\mu^E(\theta|m, e)$ 给出了执法者在收到信号 $m$ 和产生信任度 $e$ 时判断驾驶员类型为 $\theta$ 的概率, 执法者通过 $\mu^E$ 来选择具体的行动。

$$\Gamma^E = \{ \sigma^E | \forall m, e, \sum_{a \in A} \sigma^E(a|m, e) = 1;$$

$$\forall e, m, a, \sigma^E(a|m, e) \geq 0 \} \quad (2)$$

假设6:  $u^D: \Theta \times M \times A \rightarrow E$  表示驾驶员的效用函数,  $u^D(\theta, m, a)$  为 $\theta$ 类驾驶员发送信号 $m$ 给执法者, 执法者采取行动 $a$ 时驾驶员的效用。类似地,  $u^E: \Theta \times M \times A$  表示执法者的效用函数,  $u^E(\theta, m, a)$  为 $\theta$ 类驾驶员发送信号 $m$ 给执法者, 执法者采取行动 $a$ 时执法者的效用。假设驾驶员发送不同信号的成本是一样的, 那么  $u^D(\theta, 0, a) = u^D(\theta, 1, a)$ 。执法者正确选择 $a=\theta$ 时的效用高于选择 $a \neq \theta$ 时的效用, 即  $u^E(1, m, 0) < u^E(1, m, 1)$ ,  $u^E(0, m, 1) < u^E(0, m, 0)$ 。也就是说, 当 $\theta=1$ 时, 如果执法者没有正确选择 $a=\theta$ , 则驾驶员会获得更高的效用; 当 $\theta=0$ 时, 如果执法者正确选择 $a=\theta$ , 则驾驶员也会获得更高的效用。相关符号的含义见表1。

表1 符号含义

Table 1 Meaning of symbols

符号	含义
$D$	驾驶员
$E$	执法者
$\theta \in \Theta$	驾驶员的类型
$m \in M$	驾驶员发送的信号
$a \in A$	执法者采取的行动
$u^X(\theta, m, a), X \in \{D, E\}$	参与者的效用函数
$p(\theta)$	驾驶员类型 $\theta$ 的先验概率
$\sigma^D(m \theta)$	类型为 $\theta$ 的驾驶员发送信号 $m$ 的概率
$\varphi$	检测器的正确率
$\lambda(e w, m)$	执法者产生信任度 $e$ 的概率
$\sigma^E(a m, e)$	执法者采取混合策略的概率
$\mu^E(\theta m, e)$	执法者对驾驶员类型 $\theta$ 的后验概率

## 1.2 模型的建立

车载检测器机制下的道路交通隐性违法信号博弈模型如图1所示。驾驶员 $D$ 的类型 $\theta$ 是其私人信息, 存在交通违法行为的驾驶员可能会真实发送有异常驾驶行为的信号 $m=1$ 给执法者, 也可能发送无异常驾驶行为的信号 $m=0$ 给执法者。类似地, 不存在交通违法行为的驾驶员也可能发送上述两种信号给执法者。车载检测器 $I$ 可按一定概率检测到车内驾驶员是否存在交通违法行为, 若检测到交通违法行为, 则会发出 $w=1$ 的信号给附近的执法者; 否则, 就会发出 $w=0$ 的信号给附近的执法者。然后, 执法者 $E$ 会根据收到的 $m$ 和 $w$ 形成一个对信号 $m$ 的信任度 $e$ 。最后, 执法者根据信任度 $e$ 和信号 $m$ 对驾驶员选择行动 $a$ 。

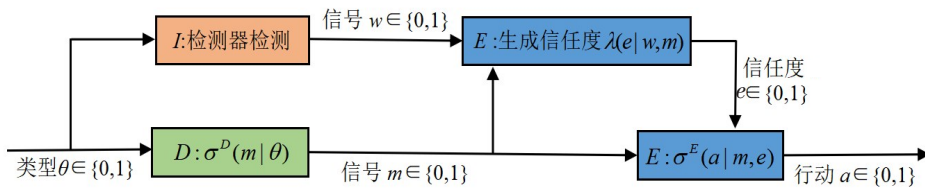


图1 检测器机制下的道路交通隐性违法信号博弈模型

Fig. 1 Game model of road traffic hidden illegal signals under detector mechanism

驾驶员的期望效用函数 $\bar{u}^D: \Gamma^D \times \Gamma^E \rightarrow E$ , 这样 $\bar{u}^D(\sigma^D, \sigma^E|\theta)$ 就表示 $\theta$ 类型的驾驶员选择 $\sigma^D$ 时的期望效用, 该期望效用的函数表达式为:

$$\bar{u}^D(\sigma^D, \sigma^E|\theta) = \sum_{a \in A} \sum_{e \in E} \sum_{m \in M} \sigma^E(a|m, e) \cdot \varphi \cdot \lambda(e|w, m) \cdot \sigma^D(m|\theta) \cdot u^D(\theta, m, a) \quad (3)$$

执法者的期望效用函数 $\bar{u}^E: \Gamma^E \rightarrow E$ , 这样

$\bar{u}^E(\sigma^E|\theta, m, e)$ 就表示执法者接收到类型为 $\theta$ 的驾驶员的信号 $m$ 和形成信任度 $e$ 时选择 $\sigma^E$ 策略的期望效用, 该期望效用的函数表达式为:

$$\bar{u}^E(\sigma^E|\theta, m, e) = \sum_{a \in A} \sigma^E(a|m, e) \cdot u^E(\theta, m, a) \quad (4)$$

在给定信念 $\mu^E$ 的情况下, 驾驶员和执法者对彼此策略最佳响应的均衡状态称为贝叶斯均



衡<sup>[19]</sup>,我们还需要执法者合理地更新 $\mu^E$ ,这样就可以形成完美贝叶斯均衡<sup>[20-21]</sup>。在检测器机制下的道路交通隐性违法行为信号博弈中,在完美贝叶斯均衡策略 $(\sigma^{D*}, \sigma^{E*})$ 的条件下对执法者的后验信念 $\mu^E$ 的描述如下:

$$\forall \theta \in \Theta, \sigma^{D*} \in \arg \max_{\sigma^D \in \Gamma^D} \bar{u}^D(\sigma^D, \sigma^{E*} | \theta) \quad (5)$$

$$\forall m \in M, \forall e \in E, \sigma^{E*} \in \arg \max_{\sigma^E \in \Gamma^E} \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | m, e) \cdot \bar{u}^E(\sigma^E | \theta, m, e) \quad (6)$$

其中, $\mu^E(\theta | m, e)$ 可由式(7)求得:

$$\mu^E(\theta | m, e) = \frac{\varphi \cdot \lambda(e | w, m) \cdot \mu^E(\theta | m)}{\sum_{\tilde{\theta} \in \Theta} \varphi \cdot \lambda(e | \tilde{w}, m) \cdot \mu^E(\tilde{\theta} | m)} \quad (7)$$

其中, $\mu^E(\theta | m)$ 可由式(8)求得:

$$\mu^E(\theta | m) = \frac{\sigma^D(m | \theta) \cdot p(\theta)}{\sum_{\tilde{\theta} \in \Theta} \sigma^D(m | \tilde{\theta}) \cdot p(\tilde{\theta})} \quad (8)$$

如式(7)~(8)所示,要求执法者根据贝叶斯法则更新信念。首先,执法者根据式(8)通过信号 $m$ 更新其信念,得到 $\mu^E(\theta | m)$ ,然后根据式(7)通过信任度 $e$ 更新其信念,得到 $\mu^E(\theta | m, e)$ ,这是该模型与常规信号博弈模型相比的创新之处。

在分离均衡中,两种类型的驾驶员发送的信号是相反的,执法者可以通过特定的信号来推断驾驶员的类型。在准分离均衡中,两种类型的驾驶员发出的信号部分相同,执法者在得到部分信号时,能够准确判断出驾驶员的类型;在得到另一部分信号时,尽管还不能完全判断出驾驶员的类型,但可以通过式(7)~(8)更新其信念。在混同均衡中,两种类型的驾驶员发送的信号具有相同的概率,即 $\forall m \in M$ ,使 $\sigma^D(m | 0) = \sigma^D(m | 1)$ ,且 $\sigma^D(m | 0) \neq 1 - \sigma^D(m | 1)$ ,这样信号 $m$ 对于执法者来说是无效的,执法者只根据信任度 $e$ 来更新其信念,可以得到 $\mu^E(\theta | m, e)$ ,如式(9)所示:

$$\mu^E(\theta | m, e) = \frac{\varphi \lambda(e | w, m) p(\theta)}{\sum_{\tilde{\theta} \in \Theta} \varphi \lambda(e | \tilde{w}, m) p(\tilde{\theta})} \quad (9)$$

### 1.3 模型的求解

#### 1.3.1 分离均衡

分离均衡解可能存在两种情况。在第一种情况下, $\sigma^D(1 | 1) = 1, \sigma^D(0 | 0) = 1$ ,执法者相信驾驶员所传递的信号 $m$ 为其实际类型 $\theta$ ,而忽略检测器的结果,进而采取的行动为 $a = m$ 。但根据效用假设可

知,驾驶员的策略是会发生偏离的, $\theta = 1$ 的驾驶员更倾向于诱导执法者选择和自身类型不匹配的行动 $a$ ,这不是一种有效的均衡状态。在第二种情况下,驾驶员会选择与自身类型相反的策略,进而执法者相信这一结果,即 $\mu^E(1 | 0, e) = \mu^E(0 | 1, e)$ ,从而采取的行动为 $a \neq m$ 。同理,根据假设, $\theta = 1$ 的驾驶员更喜欢诱导执法者让其认为自己为另一种类型。因此,根据效用假设,分离均衡解是无效的。

#### 1.3.2 混同均衡

驾驶员在使用混同均衡策略发送信号 $m$ 时, $\theta = 0$ 的驾驶员和 $\theta = 1$ 的驾驶员都发出相同的信号 $m$ 。此时,执法者根据信号 $m$ 并不能判断出驾驶员的类型,而需要通过式(9)来更新其信念。 $\sigma^{E*}(1 | m, e)$ 给出了执法者产生信任度 $e$ 后的最优行动。

为了简化计算,重新定义下列符号: $\Delta_0^E \triangleq u^E(\theta = 0, m, a = 0) - u^E(\theta = 0, m, a = 1)$ ,  $\Delta_1^E \triangleq u^E(\theta = 1, m, a = 1) - u^E(\theta = 1, m, a = 0)$ 。其中, $\Delta_0^E$ 、 $\Delta_1^E$ 分别表示当驾驶员的类型为0和1时,执法者选择正确与错误的执法策略的收益之差。

1) 当两种类型的驾驶员都发送信号 $m = 0$ 时,执法者收到驾驶员信号 $m = 0$ ,且信任度 $e = 0$ 时,执法者会选择行动 $a = 1$ ,根据式(6),要求执法者在均衡路径上所选策略的效用最大,即 $\sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 0, 0) u^E(\theta, 0, 1) \geq \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 0, 0) u^E(\theta, 0, 0)$ ,可得 $p(1) \geq \beta \Delta_0^E / (\alpha \Delta_1^E + \beta \Delta_0^E)$ 。当信任度为1时执法者会选择行动0,要求执法者在均衡路径上所选策略的效用最大,即 $\sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 0, 1) u^E(\theta, 0, 0) \geq \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 0, 1) u^E(\theta, 0, 1)$ ,可得 $p(1) \leq (1 - \beta) \Delta_0^E / [(1 - \beta) \Delta_0^E + (1 - \alpha) \Delta_1^E]$ 。

2) 当两种类型的驾驶员都发送信号 $m = 1$ 时,执法者收到驾驶员信号 $m = 1$ ,当信任度 $e = 0$ 时执法者会选择行动 $a = 0$ ,根据式(6),要求执法者在均衡路径上所选策略的效用最大,即 $\sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 1, 0) u^E(\theta, 1, 0) \geq \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 1, 0) u^E(\theta, 1, 1)$ ,可得 $p(1) \leq \alpha \Delta_0^E / (\alpha \Delta_0^E + \beta \Delta_1^E)$ ;当信任度 $e = 1$ 时执法者会选择行动 $a = 1$ ,要求执法者在均衡路径上所选策略的效用最大,即 $\sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 1, 1) u^E(\theta, 1, 1) \geq \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta | 1, 1) u^E(\theta, 1, 0)$ ,可得 $p(1) \geq (1 - \alpha) \Delta_0^E / [(1 - \alpha) \Delta_0^E + (1 - \beta) \Delta_1^E]$ 。

$\beta)\Delta_1^E + (1-\alpha)\Delta_0^E]$ 。

因驾驶员形成正确信任度的概率比形成错误信任度的大,即 $\alpha > \beta$ ,可得: $(1-\alpha)\Delta_0^E / [(1-\beta)\Delta_1^E + (1-\alpha)\Delta_0^E] < \alpha\Delta_0^E / (\alpha\Delta_0^E + \beta\Delta_1^E)$ ,  $\beta\Delta_0^E / (\alpha\Delta_1^E + \beta\Delta_0^E) < (1-\beta)\Delta_0^E / [(1-\beta)\Delta_0^E + (1-\alpha)\Delta_1^E]$ 。

当 $\alpha < 1-\beta$ 时,平衡状态的边界条件存在以下关系: $\beta\Delta_0^E / (\alpha\Delta_1^E + \beta\Delta_0^E) < (1-\alpha)\Delta_0^E / [(1-\beta)\Delta_1^E + (1-\alpha)\Delta_0^E] < (1-\beta)\Delta_0^E / [(1-\beta)\Delta_0^E + (1-\alpha)\Delta_1^E] < \alpha\Delta_0^E / (\alpha\Delta_0^E + \beta\Delta_1^E)$ 。

当 $\alpha > 1-\beta$ 时,平衡状态的边界条件存在以下关系: $(1-\alpha)\Delta_0^E / [(1-\beta)\Delta_1^E + (1-\alpha)\Delta_0^E] < \beta\Delta_0^E / (\alpha\Delta_1^E + \beta\Delta_0^E) < \alpha\Delta_0^E / (\alpha\Delta_0^E + \beta\Delta_1^E) < (1-\beta)\Delta_0^E / [(1-\beta)\Delta_0^E + (1-\alpha)\Delta_1^E]$ 。

当 $\alpha < 1-\beta$ 时,执法者形成信任度0的概率小于

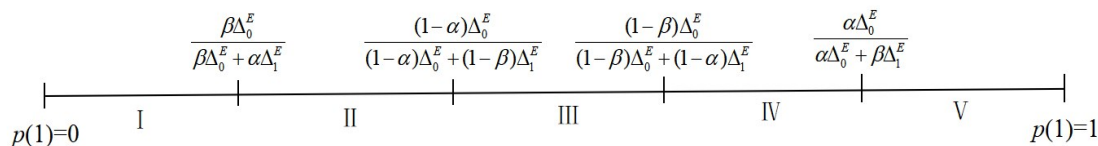


图2 均衡状态下 $p(1)$ 的区间分布

Fig. 2 Interval distribution of  $p(1)$  in equilibrium state

对于每个条件下的混同均衡,执法者的最优策略 $\sigma^{E*}(1|m, e)$ 在平衡路径上的分布见表2。

表2 执法者的混同均衡策略

Table 2 Confusion equalization strategies of traffic enforcement officers

区间	$\sigma^E(1 0, 0)$	$\sigma^E(1 0, 1)$	$\sigma^E(1 1, 0)$	$\sigma^E(1 1, 1)$
I	0	0	0	0
II	1	0	0	0
III	1	0	0	1
IV	1	1	0	1
V	1	1	1	1

在 I 区间内,对于所有的  $m$  和  $e$ ,执法者选择的最优策略均为 $\sigma^{E*}(1|m, e)=0$ ;在 V 区间内,对于全部的  $m$  和  $e$ ,执法者选择的最优策略均为 $\sigma^{E*}(1|m, e)=1$ ;在中间区间 III 内,执法者选择 $\sigma^{E*}(1|m, 1)=m$ 且 $\sigma^{E*}(1|m, 0)=1-m$ ,也就是说,若 $e=1$ ,则执法者相信驾驶员所传递的信号  $m$ ;若 $e=0$ ,则执法者不相信驾驶员所传递的信号  $m$ 。

在求出执法者的混同均衡策略后,要检验是否每种可能的策略对驾驶员来说都是最优的,这取决于在驾驶员偏离平衡路径后发送相反的信号时执法者的策略选择,且执法者的行动选择取决于其对偏离信号的信念 $\mu^E$ 。因此,重要的是要判断是否存在

形成信任度1的概率,称这类执法者为保守型执法者,这类执法者倾向于相信驾驶员发出的信号;当 $\alpha > 1-\beta$ 时,执法者形成信任度0的概率大于形成信任度1的概率,称这类执法者为激进型执法者,这类执法者倾向于不相信驾驶员发出的信号。为了行文的简洁,下文仅以保守型执法者( $\alpha < 1-\beta$ )为例展开分析。

对于混同策略贝叶斯均衡,保守型执法者的最佳策略 $\sigma^{E*}$ 在 $p(\theta)$ 的5个区间内变化,如图2所示。在 I 区间内, $p(1)$ 接近于0,驾驶员的类型 $\theta=0$ 占主导地位;在 II 区间内, $p(1)$ 略高一些,但还是比较小;在中间区间 III 内,两种类型的驾驶员的占比几乎相等;在 IV 区间内, $p(1) > p(0)$ ;在 V 区间内, $p(1)$ 接近于1,驾驶员的类型 $\theta=1$ 占主导地位。

使每一种混同均衡策略对驾驶员来说均为最优的信念 $\mu^E$ 。

当驾驶员发送信号  $m$  后,若 $\sigma^{E*}(1|m, 0) = 1 - \sigma^{E*}(1|m, 1)$ ,即执法者的反应  $a$  取决于信任度  $e$ 。执法者在 $e=1$ 的情况下对发出信号  $m$  的驾驶员采取行动 $a=m$ ,在 $e=0$ 的情况下对发出信号  $m$  的驾驶员采取行动 $a=1-m$ 。

在平衡路径上,类型为  $m$  的驾驶员的效用为:

$$u^D(m, m, 1-m)\lambda(0|m, m) + u^D(m, m, m)\lambda(1|m, m) = u^D(m, m, 1-m)\beta + u^D(m, m, m)(1-\beta) \quad (10)$$

类型为  $1-m$  的驾驶员的效用为:

$$u^D(1-m, m, 1-m)\lambda(0|1-m, m) + u^D(1-m, m, m)\lambda(1|1-m, m) = u^D(1-m, m, 1-m)\alpha + u^D(1-m, m, m)(1-\alpha) \quad (11)$$

现在,考虑执法者对非平衡路径信息的可能响应,若执法者在 $e=0$ 和 $e=1$ 偏离平衡路径时采取相同的行动,则不可能存在一种贝叶斯纳什均衡。在这种情况下,其中一种类型的驾驶员可以通过偏离信号  $1-m$  来进行欺骗。若执法者在 $e=1$ 的情况下对发出信号  $1-m$  的驾驶员采取行动 $a=m$ ,在 $e=0$ 的情况下对发出信号  $1-m$  的驾驶员采取行动 $a=1-$

$m$ , 则不存在贝叶斯纳什均衡, 两种类型的驾驶员都可能会选择偏离。若执法者在  $e=1$  的情况下对发出信号  $1-m$  的驾驶员采取行动  $a=1-m$ , 在  $e=0$  的情况下对发出信号  $1-m$  的驾驶员采取行动  $a=m$ , 则类型为  $m$  的驾驶员的效用为:

$$u^D(m, 1-m, 1-m) \cdot \lambda(1|m, 1-m) + u^D(m, 1-m, m) \cdot \lambda(0|m, 1-m) = u^D(m, 1-m, 1-m) \cdot (1-\alpha) + u^D(m, 1-m, m) \cdot \alpha \quad (12)$$

类型为  $1-m$  的驾驶员的效用为:

$$u^D(1-m, 1-m, 1-m) \cdot \lambda(1|1-m, 1-m) + u^D(1-m, 1-m, m) \cdot \lambda(0|1-m, 1-m) = u^D(1-m, 1-m, 1-m)(1-\beta) + u^D(1-m, 1-m, m)\beta \quad (13)$$

由于  $\forall \theta \in \Theta, a \in A, u^D(\theta, 0, a) = u^D(\theta, 1, a)$ , 结合式(10)和式(12)可以发现, 当  $\alpha < 1-\beta$  时, 类型为  $m$  的驾驶员发送信号  $m$  的效用小于发送信号  $1-m$  的效用, 此时驾驶员存在发送偏离信号的动机;

结合式(11)和式(13)可以发现, 当  $\alpha < 1-\beta$  时, 类型为  $1-m$  的驾驶员发送信号  $m$  的效用大于发送信号  $1-m$  的效用, 此时驾驶员不存在发送偏离信号的动机。

根据上述结果, 在  $\sigma^{E*}(1|m, 0) = \sigma^{E*}(1|m, 1)$  和  $\sigma^{E*}(1|m, 0) = 1 - \sigma^{E*}(1|m, 1)$  的情况下, 有一部分混同均衡是存在的。在 I 区间即类型为 0 的驾驶员主导的区间内, 存在两个混同均衡; 在 II 区间内, 只允许一个混同均衡存在 ( $m=1$  时), 且在 IV 区间内, 也只允许一个混同均衡存在 ( $m=0$  时), 在这两种情况下, 通常  $m$  不等于  $\theta$ ; 在 III 区间即中间区间内不允许任何混同均衡存在, 因为在中间区间内, 执法者的反应  $a$  取决于信任度  $e$ , 即  $\sigma^{E*}(1|0, 0) = 1 - \sigma^{E*}(1|0, 1)$ ,  $\sigma^{E*}(1|1, 0) = 1 - \sigma^{E*}(1|1, 1)$ , 其中一种类型的驾驶员倾向于使信号偏离平衡路径; 在 V 区间即类型为 1 的驾驶员主导的区间内, 存在两个混同均衡。混同均衡策略的分布如图 3 所示。

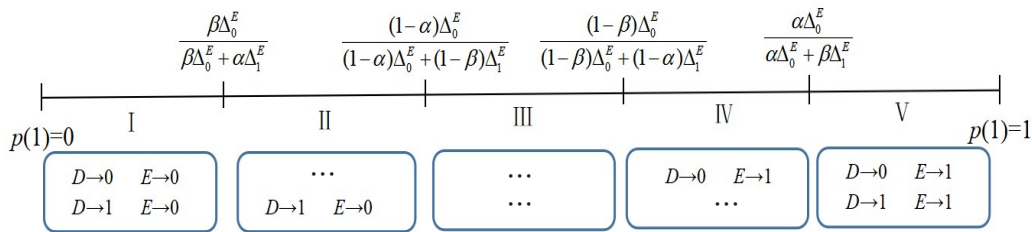


图3 执法者在各区间的混同均衡策略分布

Fig. 3 Distribution of confused equilibrium strategies of traffic enforcement officers in different sections

### 1.3.3 准分离均衡

由于当  $\alpha < 1-\beta$  时, 在中间区间内不允许混同均衡存在, 因此需寻找准分离均衡。在准分离均衡下, 两种类型的驾驶员传输的信号部分相同, 当执法者得到这部分信号时, 能准确判断出驾驶员的类型; 而当执法者得到另一部分信号时, 则不能完全准确判断出驾驶员的类型, 双方都采用了混合策略。在一般的混合策略中, 每个参与者各选择一个混合策略, 以使其他参与者无法准确判断出他们以一定概率所采取的行动。

为简洁起见, 设  $q \triangleq \sigma^{D*}(1|0)$ ,  $r \triangleq \sigma^{D*}(1|1)$ ,  $v \triangleq \sigma^{E*}(1|0, 0)$ ,  $x \triangleq \sigma^{E*}(1|0, 1)$ ,  $y \triangleq \sigma^{E*}(1|1, 0)$ ,  $z \triangleq \sigma^{E*}(1|1, 1)$ 。假设执法者的纯策略为  $v=1, y=0$ 。当执法者接收到信号  $m$  且产生信任度  $e$ , 即  $(m, e) = (0, 1)$ 、 $(m, e) = (1, 1)$  时, 驾驶员会选择使执法者在采取行动  $a=0$  和  $a=1$  时效用无明显差别的  $\sigma^{D*}$ , 此时允许执法者选择混合策略  $x = \sigma^{E*}(1|0, 1)$  和  $z =$

$\sigma^{E*}(1|1, 1)$ 。同样, 执法者选择混合策略  $\sigma^{E*}(1|0, 1)$  和  $\sigma^{E*}(1|1, 1)$  会使两种类型的驾驶员在发送信号  $m=0$  和  $m=1$  时的效用之间也没有区别, 此时允许驾驶员选择混合策略  $\sigma^{D*}(1|0)$  和  $\sigma^{D*}(1|1)$ 。

执法者在选择  $x$  和  $z$  混合策略后, 会使两种类型驾驶员的不同策略选择所产生的效用期望之间没有差异, 这就使得:

当驾驶员的类型  $\theta=1$  时,

$$\begin{aligned} & \bar{u}^D[\sigma^D(0|1), \sigma^E(a|0, e)|\theta=1] = \\ & \bar{u}^D[\sigma^D(1|1), \sigma^E(a|1, e)|\theta=1] = \\ & \sigma^E(1|0, 1)\lambda(1|1, 0)\sigma^D(0|1)u^D(1, 0, 1) + \\ & \sigma^E(1|0, 0)\lambda(0|1, 0)\sigma^D(0|1)u^D(1, 0, 1) = \\ & \sigma^E(1|1, 1)\lambda(1|1, 1)\sigma^D(1|1)u^D(1, 1, 1) + \\ & \sigma^E(1|1, 0)\lambda(0|1, 1)\sigma^D(1|1)u^D(1, 1, 1) \end{aligned} \quad (14)$$

当驾驶员的类型  $\theta=0$  时,

$$\bar{u}^D[\sigma^D(0|0), \sigma^E(a|0, e)|\theta=0] =$$

$$\begin{aligned}
& \bar{u}^D[\sigma^D(1|0), \sigma^E(a|1, e)|\theta = 0] \\
& \sigma^E(1|0, 1)\lambda(1|0, 0)\sigma^D(0|0)u^D(0, 0, 1) + \\
& \sigma^E(1|0, 0)\lambda(0|0, 0)\sigma^D(0|0)u^D(0, 0, 1) = \\
& \sigma^E(1|1, 1)\lambda(1|0, 1)\sigma^D(1|0)u^D(0, 1, 1) + \\
& \sigma^E(1|1, 0)\lambda(0|0, 1)\sigma^D(1|0)u^D(0, 1, 1)
\end{aligned} \quad (15)$$

化简式(14)~(15)可得:  $x(1-\alpha)+\alpha=z(1-\beta)$ ,  $x(1-\beta)+\beta=z(1-\alpha)$ , 联立两式可得执法者的混合策略, 具体表达式为:

$$\sigma^{E*}(a=1|m=0, e=0)=1 \quad (16)$$

$$\sigma^{E*}(a=1|m=0, e=1)=\frac{1-\alpha-\beta}{2-\alpha-\beta} \quad (17)$$

$$\sigma^{E*}(a=1|m=1, e=0)=0 \quad (18)$$

$$\sigma^{E*}(a=1|m=1, e=1)=\frac{1}{2-\alpha-\beta} \quad (19)$$

驾驶员选择混合策略  $q$  和  $r$ , 使执法者对于  $(m, e)=(0, 1)$  和  $(m, e)=(1, 1)$  采取行动  $a=0$  和  $a=1$  的效用之间没有差别, 这两个点对应于策略  $x$  和  $z$ , 所有信念的计算均服从贝叶斯法则, 故有:

当  $(m, e)=(0, 1)$  时,

$$\begin{aligned}
& \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta|m, e)\sigma^E(0|m, e)u^E(\theta, m, 0) = \\
& \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta|m, e)\sigma^E(1|m, e)u^E(\theta, m, 1)(1-\alpha)p(1)\Delta_1^E r - \\
& (1-\beta)[1-p(1)]\Delta_0^E q = (1-\alpha)p(1)\Delta_1^E - (1-\beta)[1-p(1)]\Delta_0^E
\end{aligned} \quad (20)$$

当  $(m, e)=(1, 1)$  时,

$$\begin{aligned}
& \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta|m, e)\sigma^E(0|m, e)u^E(\theta, m, 0) = \\
& \sum_{\theta \in \Theta} \mu^E(\theta|m, e)\sigma^E(1|m, e)u^E(\theta, m, 1)(1-\alpha)[1- \\
& p(1)]\Delta_0^E q = (1-\beta)p(1)\Delta_1^E r
\end{aligned} \quad (21)$$

联立式(20)与式(21)可得驾驶员的混合策略, 具体表达式为:

$$\begin{aligned}
\sigma^{D*}(m=1|\theta=0) &= \frac{(1-\alpha)(1-\beta)\Delta_1^E}{[(1-\alpha)^2-(1-\beta)^2]\Delta_0^E} \times \\
& \frac{p(1)}{1-p(1)} - \frac{(1-\beta)^2}{(1-\alpha)^2-(1-\beta)^2}
\end{aligned} \quad (22)$$

$$\begin{aligned}
\sigma^{D*}(m=1|\theta=1) &= \frac{(1-\alpha)^2}{(1-\alpha)^2-(1-\beta)^2} - \\
& \frac{(1-\alpha)(1-\beta)\Delta_0^E}{[(1-\alpha)^2-(1-\beta)^2]\Delta_1^E} \times \frac{1-p(1)}{p(1)}
\end{aligned} \quad (23)$$

由此, 得到驾驶员和执法者的准分离均衡策略。假设  $\alpha=0.7, \beta=0.1, \Delta_0^E=10, \Delta_1^E=15$ , 当先验概率

$p(1)$  分布在不同区间时, 驾驶员和执法者的均衡策略分别如图4~5所示。

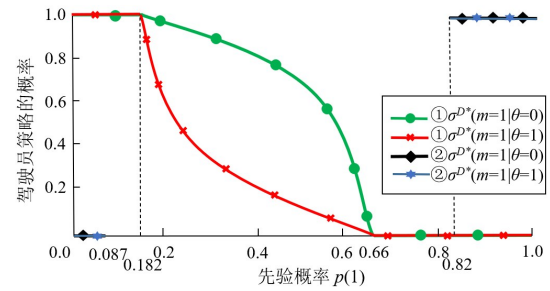


图4  $\alpha=0.7, \beta=0.1, \Delta_0^E=10, \Delta_1^E=15$  时驾驶员的策略

Fig. 4 Driver's strategy when  $\alpha=0.7, \beta=0.1, \Delta_0^E=10, \Delta_1^E=15$

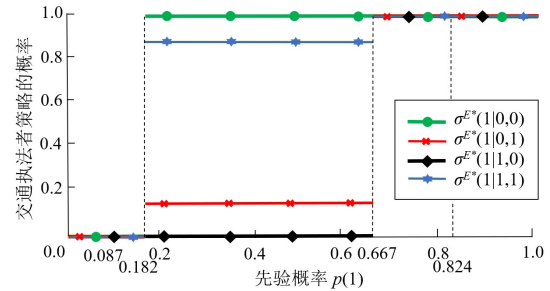


图5  $\alpha=0.7, \beta=0.1, \Delta_0^E=10, \Delta_1^E=15$  时执法者的策略

Fig. 5 Strategies of traffic enforcement officers when  $\alpha=0.7, \beta=0.1, \Delta_0^E=10, \Delta_1^E=15$

图4的横轴与图3的横轴是相对应的。在类型为0的驾驶员主导的区间也就是I区间内, 允许混同均衡策略  $m=1$  和  $m=0$  存在; 在类型为1的驾驶员主导的区间也就是V区间内, 也允许混同均衡策略  $m=0$  和  $m=1$  存在。当  $0.087 < p(1) < 0.182$  时, 只支持一个混同均衡存在, 即  $m=1$ 。当  $0.667 < p(1) < 0.824$  时, 只支持一个混同均衡存在, 即  $m=0$ 。在中间区间即III区间内, 不允许任何混同均衡存在, 但是支持准分离均衡的存在。

从图5可以看出, 执法者在I、II、IV和V区间内均采用纯策略, 当  $0.0 < p(1) < 0.182$  时, 执法者的策略为不执法; 当  $0.667 < p(1) < 1.0$  时, 执法者的策略为执法。在中间区间即III区间内, 即当  $0.182 < p(1) < 0.667$  时, 两种策略均为纯策略, 当驾驶员发送信号  $m=0$ 、信任度  $e=0$  时, 执法者的策略为执法; 当驾驶员发送信号  $m=1$ 、信任度  $e=0$  时, 执法者的策略为不执法, 两种策略均为混合策略, 其中,  $\sigma^{E*}(1|0, 1)=0.1667, \sigma^{E*}(1|1, 1)=0.8333$ 。通过图5还可以看出, 在中间区间即III区间内, 当  $e=0$  的时候执法者采取纯策略, 当  $e=1$  的时候执法者采取混合策略。



## 2 数值仿真

通过对信号博弈模型几种均衡策略的求解,发现执法者形成各种信任度的概率对均衡策略的变化有非常重要的影响。根据假设条件,执法者形成正确信任度的概率大于形成错误信任度的概率,即 $\alpha > \beta$ ;保守型执法者形成相信信任度的概率大于不相信信任度的概率,即 $\alpha < 1 - \beta$ ;激进型执法者形成不相信信任度的概率大于相信信任度的概率,即 $\alpha > 1 - \beta$ 。定义 $P = \alpha - \beta \in [0, 1]$ , $Q = \alpha - (1 - \beta) \in [-1, 1]$ 。由于理想的执法者对信任度的形成具有 $\alpha$ 高和 $\beta$ 低的特点,因此,可通过 $P$ 来度量执法者所形成的信任度的质量,通过 $|Q|$ 来度量执法者所形成的信任度的倾向程度,再对博弈模型进行仿真分析。

### 2.1 驾驶员均衡策略的变化

对于保守型执法者,其所形成的信任度的质量 $P$ 和信任度的倾向程度 $|Q|$ 对驾驶员均衡策略的影响分别如图6~7所示,图中实线描述的是策略 $\sigma^{D^*}(m=1|\theta=0)$ 随先验概率 $p(1)$ 的变化情况,虚线描述的是策略 $\sigma^{D^*}(m=1|\theta=1)$ 随先验概率 $p(1)$ 的变化情况。虽然I区间和V区间均支持两个混同均衡策略,但为了图的可读性,图6~7中的I区间和V区间只描述一个混同均衡策略。

假定信任度的质量 $P$ 不变,均为0.5, $Q$ 依次减小,分别取为-0.1、-0.2、-0.3、-0.4,即形成两种信任度的倾向程度 $|Q|$ 依次增大,分别取为0.1、0.2、0.3、0.4,在不同先验概率下驾驶员的均衡策略的变化情况如图6所示。

假定信任度的质量 $P$ 依次减小,分别取为0.7、0.6、0.5、0.4,而 $Q=-0.1$ ,即形成两种信任度的倾向程度 $|Q|$ 不变,均为0.1。在不同的先验概率下,驾驶员的均衡策略的变化情况如图7所示。

从图6可以看出,当 $P$ 不变时,随着 $|Q|$ 的增大,中间区间越来越小,即驾驶员采取混合策略的 $p(1)$ 区间越来越小。也就是说,随着保守型执法者形成两种信任度的倾向程度的逐渐减小,驾驶员选择纯策略的区间越来越大,选择混合策略的区间越来越小。

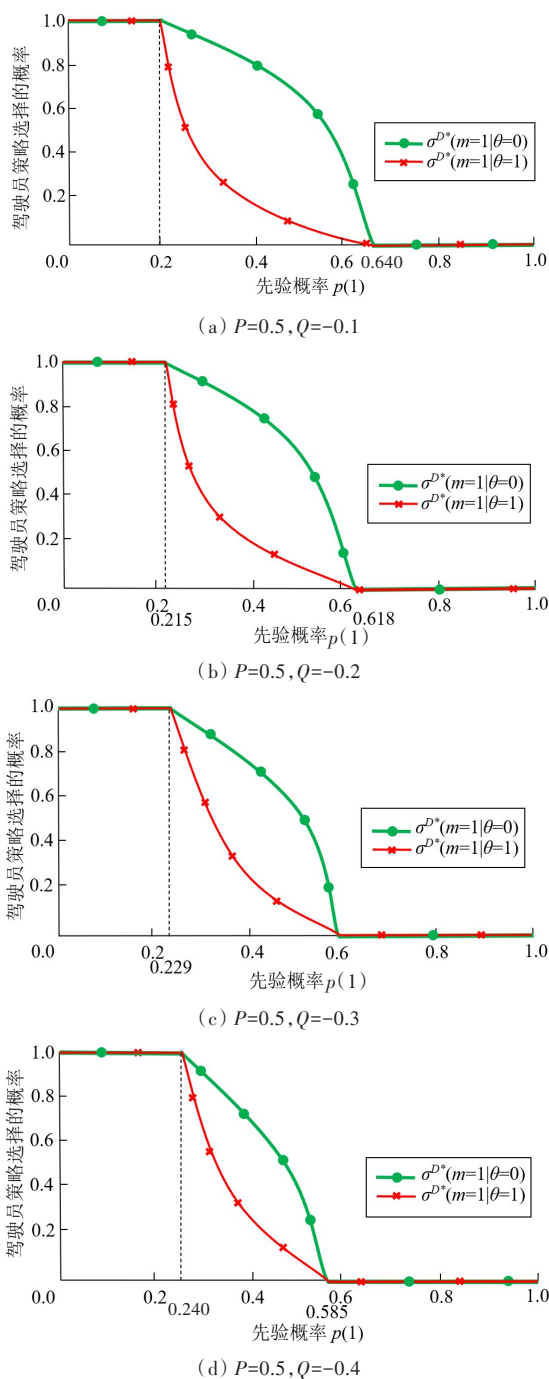
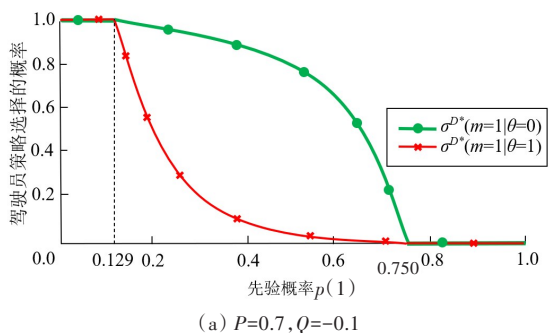


图6 当 $P$ 不变、 $|Q|$ 增大时驾驶员均衡策略的变化  
Fig. 6 Change of driver's equilibrium strategies when  $P$  values are constant and  $|Q|$  values increase





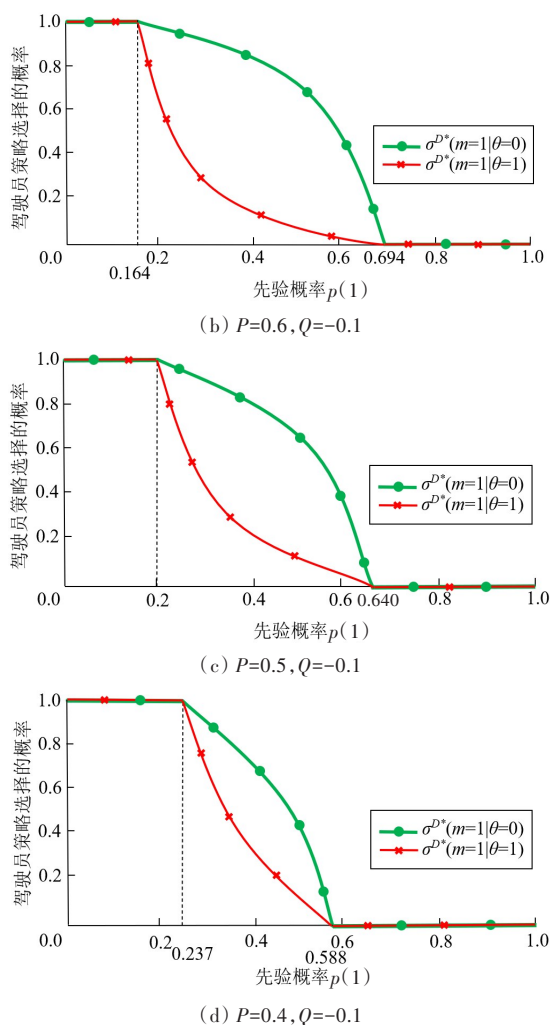


图7 当 $P$ 减小、 $|Q|$ 不变时驾驶员均衡策略的变化

Fig. 7 Driver's equilibrium strategies change when  $P$  values decrease,  $|Q|$  values are constant

当 $|Q|$ 不变时,随着 $P$ 的递减,即随着执法者信任度质量的降低,从图7也可以得到与图6类似的结论。对于保守型执法者,形成两种信任度的倾向程度越大,信任度的质量越低,则可供驾驶员选择纯策略的先验概率区间就越大,选择混合策略的先验概率区间就越小,这样驾驶员更容易进行策略选择,但不利于执法者执法。对于激进型执法者,仿真会得到类似的结果,即激进型执法者形成两种信任度的倾向程度越大,信任度的质量越低,则可供驾驶员选择混合策略的先验概率区间就越小,仿真结果不再一一列举。

## 2.2 驾驶员表现实际类型的概率变化

为清晰反映驾驶员在不同 $P$ 和 $|Q|$ 下发送自身真实类型信号的概率,即在类型 $\theta$ 时发送信号 $m=\theta$ 的概率,定义 $\sigma^{D*}(m|\theta,p)$ 为先验概率 $p=p(1)$ 时驾驶员的均衡策略,那么 $\delta(P,Q,p)$ 为驾驶员参数化

后真实发送与自身类型相同信号 $m$ 的概率,其表达式为:

$$\delta(P,Q,p) = \sum_{\theta \in \{0,1\}} p(\theta) \sigma^{D*}(m=\theta|\theta,p) \quad (24)$$

将式(22)~(23)代入式(24),设 $\Delta_0^E = \Delta_1^E$ ,可以得到在面对保守型执法者( $\alpha < 1-\beta$ )时,在中间区间的驾驶员发送信号为自身类型的概率,其具体表达式为:

$$\delta(P,Q,p) = \frac{1-\alpha}{2-\alpha-\beta} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{P}{-Q+1}\right),$$

$$P \in [0,1], Q \in [-1,0] \quad (25)$$

同样地,可以根据式(22)~(23)的推导方法得到激进型执法者和驾驶员的两种准分离均衡策略(由于篇幅过长,推导过程已省略)。结合式(24)可以得出对于激进型执法者( $\alpha > 1-\beta$ ),在中间区间的驾驶员发送信号为自身类型的概率,其具体表达式为:

$$\delta(P,Q,p) = \frac{\alpha}{\alpha+\beta} = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{P}{Q+1}\right),$$

$$P \in [0,1], Q \in [0,1] \quad (26)$$

在不同 $P$ 和 $|Q|$ 下, $\delta(P,Q,p)$ 随 $p(1)$ 的变化趋势如图8~9所示。

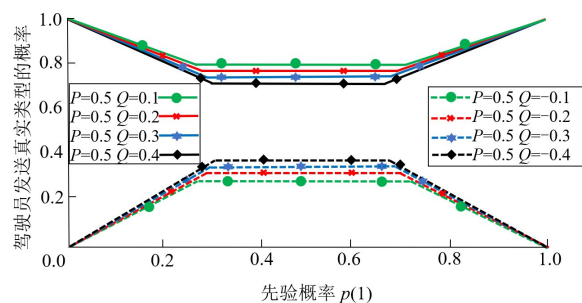


图8 当 $P$ 不变、 $|Q|$ 不同时 $\delta$ 的变化趋势

Fig. 8 The change tendency of  $\delta$  when  $P$  values are constant,  $|Q|$  values are different

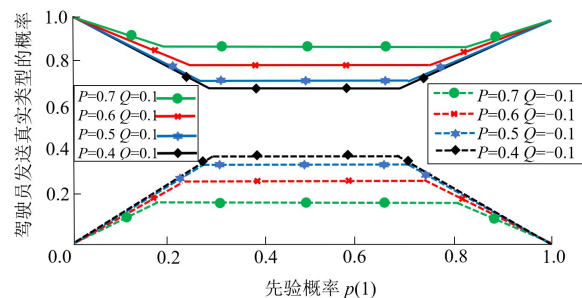


图9 当 $P$ 不同、 $|Q|$ 不变时 $\delta$ 的变化趋势

Fig. 9 The change tendency of  $\delta$  when  $P$  values are different,  $|Q|$  values are constant

图8显示了当 $P$ 一定、 $|Q|$ 不同时,对于保守型执法者和激进型执法者,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率。图9显示了当 $P$ 不同、 $|Q|$ 一定时,对于保守型执法者和激进型执法者,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率。

从图8~9均可以看出,当 $\alpha > 1 - \beta$ 时,即面对激进型执法者时,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率更大,均大于0.5;当 $\alpha < 1 - \beta$ 时,即面对保守型执法者时,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率较小,均小于0.5。也就是说,执法者为激进型更有利于驾驶员真实地表现出自身的真实类型。

从图8可以看出,对于激进型执法者,随着 $|Q|$ 的减小, $\delta(P, Q, p)$ 不断增大,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率也有所增大。也就是说,激进型执法者形成两种信任度的倾向程度越小,驾驶员越容易表现出自身的实际类型;对于保守型执法者,随着 $|Q|$ 的减小, $\delta(P, Q, p)$ 不断减小,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率越小,也就是说,保守型执法者形成两种信任度的倾向程度越小,驾驶员越不容易表现出自身的实际类型。

从图9可以看出,对于激进型执法者,随着 $P$ 的增大, $\delta(P, Q, p)$ 也随之增大,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率越大,也就是说,执法者信任度的质量越高时,驾驶员越容易表现出自身的实际类型;对于保守型执法者,随着 $P$ 的增大, $\delta(P, Q, p)$ 随之降低,驾驶员发送与自身类型相同的信号的概率越小,也就是说,执法者信任度的质量越高,驾驶员越不容易表现出自身的实际类型。

### 2.3 执法者期望效用的变化

为清晰反映执法者形成不同信任度的质量 $P$ 和倾向程度 $|Q|$ 对于执法者期望均衡效用的影响,在这里构造函数 $U_E$ ,其为 $p=p(1)$ 参数化后的执法者的先验均衡期望效用,其具体表达式为:

$$U_E = \sum_{\theta \in \Theta} \sum_{a \in A} \sum_{e \in E} \sum_{m \in M} p(\theta) \sigma^{E^*}(a|m, e) \varphi \lambda(e|w, m) \sigma^{D^*}(m|\theta) u^E(\theta, m, a) \quad (27)$$

为简洁起见,以保守型执法者为例,假设 $\Delta_0^E = \Delta_1^E$ ,且 $u^E(1, m, 1) = 10, u^E(1, m, 0) = -5, u^E(0, m, 1) = -5, u^E(0, m, 0) = 10$ ,设检测器的正确率 $\varphi$ 为1,将式(16)~(19)、(22)~(23)代入式(27),可以得到在不同 $P$ 和 $|Q|$ 下 $U_E$ 随 $p(1)$ 的变化趋势,分别如图10~11所示。

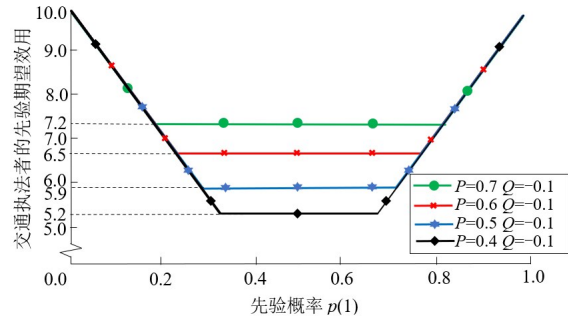


图10 当 $P$ 不同、 $|Q|$ 相同时 $U_E$ 的变化趋势

Fig. 10 The change tendency of  $U_E$  when  $P$  values are different,  $|Q|$  values are constant

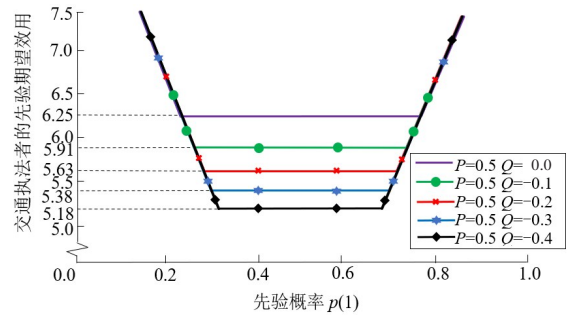


图11 当 $P$ 相同、 $|Q|$ 不同时 $U_E$ 的变化趋势

Fig. 11 The change tendency of  $U_E$  when  $P$  values are constant,  $|Q|$  values are different

从图10可以看出,在中间区间III内,执法者的先验期望效用随着所形成的信任度的质量的提高而变大。也就是说,随着执法者所形成的信任度的质量的提高,执法者所形成的信念会变得更加确定,那么先验期望效用 $U_E$ 就会更高。在I、II、IV、V区间内,执法者的均衡效用不受 $P$ 和 $|Q|$ 的影响,因为此时执法者可不依据信任度来选择行动,而只根据先验概率来选择行动。

从图11可以看出,在I、II、IV、V区间内,执法者的均衡效用不受 $P$ 和 $|Q|$ 的影响。在中间区间III内,当 $|Q|$ 从0.4降低到0.0时, $U_E$ 不断增大。也就是说,执法者的先验期望效用随着信任度的倾向程度的减小而增大,在 $|Q|=0.0$ 时, $U_E$ 达到最大,为6.25。由于执法者所形成的信任度的倾向程度越小,执法者所形成的两种信任度的偏好程度就越小,那么先验期望效用就越高。当所形成的两种信任度的概率相等时,执法者的先验期望效用达到最大,因此执法者无明显信任偏好是最好的。

上述是保守型执法者先验期望效用的仿真结果。对于激进型执法者,可以得到同样的结论,在中间区间内,执法者的先验期望效用随着信任度质量的提高而增大,随着倾向程度的减小而增大,

在其余各区间内其先验期望效用也均与保守型执法者的先验期望效用相同。

### 3 讨论

本研究基于信号博弈理论,引入车载检测器机制,构建了执法者与驾驶员的信号博弈模型,并求解得到6个混同均衡策略和2个准分离均衡策略,揭示了在不同先验概率下驾驶员和执法者不同策略选择的概率。仿真结果表明:随着执法者信任度质量的降低,以及形成两种信任度的倾向程度的增大,可供驾驶员选择纯策略的先验概率区间将有所增大,这有利于驾驶员策略的选择。激进型执法者比保守型执法者更容易促使驾驶员诚实地表现出自身的实际类型,且随着执法者信任度质量的提高,两种信任度的倾向程度将有所减小。对于激进型执法者,驾驶员更容易表现出自身的实际类型;对于保守型执法者,驾驶员则不容易表现出自身的实际类型。随着执法者信任度质量的提高,以及两种信任度的倾向程度的减小,执法者的均衡期望效用将有所增大。

本研究在模型假设中,未考虑驾驶员传递不同信号的成本大小,这与现实情况仍存在一定偏差,后续将进一步对不同信号成本下的模型进行研究。

### 4 结论

基于上述结果,为有效提高执法者的查处率,从执法者对驾驶员的决策机理角度,提出相关治理建议,具体如下:

1) 执法者在策略选择之前,需尽可能了解某个地区存在交通违法行为驾驶员的先验概率。可通过对电子执法数据的分析,道路交通显性违法驾驶员的历史比例来大致确定道路交通隐性违法驾驶员的比例,掌握一定先验概率下驾驶员均衡策略选择的概率,以大幅提高执法者的查处效率。

2) 在检测器机制下,对于不同类型的执法者,驾驶员的策略是不同的。随着驾驶员经验的增多,逐渐会对执法者的类型有一定的了解。可采取一定的手段对执法者所形成的信任度的偏好程

度进行调查与区分,比如从性格、年龄、执法风格等方面入手,使执法者能够清楚了解自身的信任偏好并避免自己的偏好被驾驶员所掌握,并在执法策略选择过程中尽量避免过于依赖偏好。

3) 执法者应尽可能地提高所形成的信任度的质量,也就是增大形成正确信任度的概率、降低形成错误信任度的概率,严格按照检测器的检测结果和驾驶员所传递的信号类型来形成正确信任度并采取行动。同时,尽可能地降低两种信任度的倾向程度,保守型执法者应提高不相信驾驶员所发信号的概率,激进型执法者应降低不相信驾驶员所发信号的概率,并使这两种信任度的概率尽可能相等,这样驾驶员就无法确定执法者的偏好特征。在这两种情况下,驾驶员很难进行策略选择,且执法者的效用可以得到提高。

4) 在执法者对自身类型了解的情况下,要清楚一个原则,即激进型执法者比保守型执法者更容易使驾驶员表现出自身的实际类型。随着信任度质量的提高,两种信任度的倾向程度的减小,对于激进型执法者,驾驶员更容易表现出自身的实际类型,对于保守型执法者,驾驶员则不容易表现出自身的实际类型,在这样的前提下进行执法策略选择,能够增大执法者的成功查处率。

### [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]//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. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2020.028405.  
HUA Jiafeng, ZHAO Weixing, WU Ruiyu, et al. Current situation and trend analysis of road traffic enforcement equipment technology in China [C]//Proceedings of the 15th China Intelligent Transportation Annual Conference (2). Shenzhen: China Intelligent Transportation Association, 2020: 415-425. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2020.028405.
- [2] 刘金广,戴帅,黄金晶,等.从交通违法查处数据谈城市交通治理[J].综合运输,2017,39(11):9-12.  
LIU Jinguang, DAI Shuai, HUANG Jinjing, et al. Discussion on urban traffic governance from the inspected data of traffic violation [J]. China Transportation Review, 2017, 39(11): 9-12.
- [3] 范浩轩,任刚,李豪杰,等.基于电子执法数据的交通违法行为影响因素研究:以上虞区为例[J].东南大学学报(英文版),2021,37(2): 227-236.  
FAN Haoxuan, REN Gang, LI Haojie, et al. Investigating



- the factors affecting traffic violations based on electronic enforcement data: a case study in Shangyu, China [J]. *Journal of Southeast University (English Edition)*, 2021, 7(2): 227-236.
- [4] 张光南,钟俏婷,杨清玄.交通违法行为时空分布特征及其影响因素:以广州市为例[J].*交通运输系统工程与信息*, 2019, 19(3): 208-214. DOI: 10.16097/j.cnki.1009-6744.2019.03.031.
- ZHANG Guangnan, ZHONG Qiaoting, YANG Qingxuan. Temporal-spatial characteristics and influencing factors of at-fault traffic crashes: a case study in Guangzhou [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2019, 19(3): 208-214. DOI: 10.16097/j.cnki.1009-6744.2019.03.031.
- [5] AURORA C, GUMABAY M V. Road and traffic violation data analytics using random forest [J]. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 2019, 8(5): 1121-1127.
- [6] OPPENHEIM I, ORON-GILAD T, PARMET Y, et al. Can traffic violations be traced to gender-role, sensation seeking, demographics and driving exposure? [J]. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2016, 43: 387-395. DOI: 10.1016/j.trf.2016.06.027.
- [7] 李昀轩,李萌,陆建,等.基于FP-growth算法的交通事故和违法关联规则研究[J].*交通运输工程与信息学报*, 2022, 20(1): 119-127. DOI: 10.19961/j.cnki.1672-4747.2021.09.027.
- LI Yunxuan, LI Meng, LU Jian, et al. Association rule mining of traffic crashes and traffic violations based on FP-growth algorithm [J]. *Journal of Transportation Engineering and Information*, 2022, 20(1): 19-127. DOI: 10.19961/j.cnki.1672-4747.2021.09.027.
- [8] 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]//交通治理与空间重塑: 2020年中国城市交通规划年会论文集.北京:中国城市规划学会城市交通规划学术委员会, 2020: 1612-1619. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2020.032223.
- LONG Man, LI Fangwei, ZHANG Sulu, et al. Risk analysis of traffic violations at intersections based on correspondence analysis [C]//*Proceedings of Traffic Governance and Spatial Remodeling: 2020 Annual Meeting of China Urban Traffic Planning*. Beijing: Academic Committee of Urban Traffic Planning of China Urban Planning Society, 2020: 1612-1619. DOI: 10.26914/c.cnkihy.2020.032223.
- [9] HSU T P, CHANG M W, WEN K L. Survival analysis of accident occurrence after traffic violation [J]. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 2020, 13: 2202-2217. DOI: 10.11175/easts.13.2202.
- [10] 警用装备网. 看“酒精锁”如何终结酒驾[DB/OL]. (2018-7-6)[2022-1-10]. <http://www.cpspew.com/news/987357.html>.
- Police Equipment Network. How "alcohol locks" end drunk driving [DB/OL]. (2018-7-6) [2022-1-10]. <http://www.cpspew.com/news/987357.html>.
- [11] 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. DOI: 10.13637/j.issn.1009-6094.2021.1527.
- XIN Song, SONG Mingda, WANG Zeming, et al. Fatigue driving detection method for specific drivers [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2022, 14(1): 1-8. DOI: 10.13637/j.issn.1009-6094.2021.1527.
- [12] 曹可.智能型客车超载检测系统的设计[J].*现代工业经济和信息化*, 2021, 11(11): 67-69. DOI: 10.16525/j.cnki.14-1362/n.2021.11.026.
- CAO Ke. Intelligent passenger overload detection system design [J]. *Modern Industrial Economy and Informationization*, 2021, 11(11): 67-69. DOI: 10.16525/j.cnki.14-1362/n.2021.11.026.
- [13] 谢识予.经济博弈论[M].上海:复旦大学出版社, 2017.
- XIE Shiyu. *Economic game theory* [M]. Shanghai: Fudan University Press, 2017.
- [14] 王中奇,马俊.基于信号博弈模型的交通诱导-路径选择分析[J].*武汉理工大学学报(交通科学与工程版)*, 2015, 39(3): 629-632, 636.
- WANG Zhongqi, MA Jun. Analysis of the interactive process of traffic guidance and route choice based on signal game model [J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science & Engineering)*, 2015, 39(3): 629-632, 636.
- [15] CHEN O, BEN-AKIVA M. Game-theoretic formulations of interaction between dynamic traffic control and dynamic traffic assignment [J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 1998, 1617(1): 179-188.
- [16] 刘建美,马寿峰.交通诱导-出行信号博弈分析及其虚拟行动学习模型[J].*武汉大学学报(工学版)*, 2010, 43(1): 102-107, 120.
- LIU Jianmei, MA Shoufeng. Analysis of guidance-travel signaling game and fictitious play model [J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2010, 43(1): 102-107, 120.
- [17] AVENHAUS R, VON STENGEL B, ZAMIR S. Chapter 51 inspection games [M]//*Handbook of Game Theory with Economic Applications*. Amsterdam: Elsevier, 2002: 1947-1987.
- [18] AKYOL E, LANGBORT C, BAŞAR T. Information-theoretic approach to strategic communication as a hierarchical game [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2017, 105(2): 205-218. DOI: 10.1109/jproc.2016.2575858.
- [19] HARSANYI J C. Games with incomplete information played by "Bayesian" players, I-III: part I, the basic

- model[J]. Management Science, 1967, 14(3): 159-182.
- [20] FUDENBERG D, TIROLE J. Game theory [M]. Cambridge: MIT Press, 1991.
- [21] 黄中祥, 陈思臣. 考虑服从率的道路网络交通流逐日演化博弈模型[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2020, 17(1): 8-15. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9331.2020.01.003.
- HUANG Zhongxiang, CHEN Sichen. Day-to-day evolutionary game model of road network traffic flow considering traveler's compliant rate [J]. Journal of Changsha University of Science & Technology, 2020, 17(1): 8-15. DOI: 10.3969/j.issn.1672-9331.2020.01.003.

## Study on implicit illegal behavior of road traffic based on signaling game

HUANG Yishao<sup>1</sup>, WANG Xibo<sup>1,2</sup>, CHEN Runze<sup>1</sup>

(1.School of Traffic and Transportation Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China;

2.Zhengzhou Institute of Transportation Co., Ltd., Zhengzhou 450003, China)

**Abstract:** [Purposes] For the convenience of road traffic safety management departments to more effectively carry out traffic violation control, curb implicit illegal behaviors in road traffic, and achieve orderly, safe and smooth road traffic. [Methods] Traffic illegal behaviors, such as drunk driving and driving without a license, which cannot be implemented online through video surveillance facilities, are defined as implicit traffic illegal behaviors. Model the decision-making interaction between drivers and traffic law enforcement through signaling game theory. A detector mechanism is introduced in the model to enable law-executors to make decisions based on the output of the detector and driver signals. The confusion equilibrium strategy and quasi-separation equilibrium strategy of both sides of the game are deduced, revealing the equilibrium strategy changes of drivers and traffic enforcers under different prior probabilities. [Findings] The simulation results show that the tendency of the enforcer to form two kinds of trust degree and the quality of trust degree have an important influence on the prior probability interval for drivers to choose a pure strategy, the probability for drivers to show their actual type and the equilibrium utility of the enforcer. [Conclusions] Based on the signaling game model and from the perspective of the decision-making mechanism of law enforcement, this paper puts forward some specific suggestions on the governance of road traffic recessive illegal behaviors.

**Key words:** urban traffic; signaling game; road traffic illegal recessive; perfect Bayesian Nash equilibrium; the parameters of the simulation

**Manuscript received:** 2022-05-14; **revised:** 2022-06-20; **accepted:** 2022-06-27

**Foundation item:** This project supported by the Natural Science Foundation of Hunan Province of China (2022JJ30619) and the college students' innovation and entrepreneurship training program of Changsha University of Science & Technology (2018-67)

**Corresponding author:** HUANG Yishao (1976—)(ORCID: 0000-0002-5686-9317), male, associate professor, research interest: transportation planning and management. E-mail: 744861302@qq.com

(责任编辑:赵冰;校对:石月珍;英文编辑:刘至真)