

文章编号:1672-3961(2025)01-0030-11

DOI:10.6040/j.issn.1672-3961.0.2023.263

# 基于时变需求的异质网约车平台竞合行为分析

李漫漫<sup>1</sup>, 孙加辉<sup>2</sup>, 付颖斌<sup>1\*</sup>, 涂强<sup>3</sup>

(1. 长安大学汽车学院, 陕西 西安 710061; 2. 西安航天动力试验技术研究所, 陕西 西安 710100; 3. 重庆交通大学交通运输学院, 重庆 400074)

**摘要:**为明晰异质网约车平台竞合行为,以利他因子连续量化平台合作意愿,考虑网约车需求的时变特性,基于时空网络构建异质平台竞合均衡模型,描述异质平台竞合行为与其收益的耦合关系。根据模型的非线性特征,以利他因子、司机工资率以及出行服务价格为局部搜索对象,设计迭代局部搜索算法求解模型,解析异质平台竞合行为。通过算例分析发现,迭代局部搜索算法的求解性能优于遗传算法,且能够识别出好解特征;轻资产平台单方面将利他因子从0增加到1,系统总收益降低,而重资产平台单方面将利他因子从0增加到1,系统总收益提高;网约车需求量和时变特性都会影响异质平台竞合行为;轻资产平台利他因子会随网约车需求的增加从0变为1。

**关键词:**网约车; 竞合博弈; 时变需求; 利他因子; 迭代局部搜索算法

**中图分类号:** TP182

**文献标志码:** A

**引用格式:** 李漫漫, 孙加辉, 付颖斌, 等. 基于时变需求的异质网约车平台竞合行为分析[J]. 山东大学学报(工学版), 2025, 55(1): 30-40.

LI Manman, SUN Jiahui, FU Yingbin, et al. Coopetition behaviors analysis of heterogeneous ride-sourcing platforms based on time-varying demand[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2025, 55(1): 30-40.

## Coopetition behaviors analysis of heterogeneous ride-sourcing platforms based on time-varying demand

LI Manman<sup>1</sup>, SUN Jiahui<sup>2</sup>, FU Yingbin<sup>1\*</sup>, TU Qiang<sup>3</sup>

(1. School of Automobile, Chang'an University, Xi'an 710061, Shaanxi, China; 2. Xi'an Aerospace Propulsion Test Technique Institute, Xi'an 710100, Shaanxi, China; 3. College of Traffic and Transportation, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, China)

**Abstract:** To analyze the coopetition behaviors of heterogeneous platforms, a heterogeneous ride-sourcing platforms coopetition equilibrium model with the consideration of the time-varying characteristic of ride-sourcing demand was constructed based on time-space network and using altruistic factor to continuously quantity platform's willingness to cooperate. According to the non-linear characteristics of the model, altruistic factor, driver wage rate and service price were taken as local search objectives, and an iterated local search algorithm was designed to solve the model to obtain coopetition behaviors of heterogeneous ride-sourcing platforms. Computational results showed that the performance of the iterated local search algorithm was superior to that of the genetic algorithm in solving the model and the iterated local search algorithm could find the feature of good solutions. The light-property platform unilaterally increasing the altruistic factor from 0 to 1 could lower the system's total profit, while the heavy-property platform unilaterally increasing altruistic factor from 0 to 1 could improve the system's total profit. Both the volume and the time-varying characteristic of demand influenced platforms' coopetition behaviors. And the altruistic factor of the light-property platform would change from 0 to 1 with the increase in demand.

**Keywords:** ride-sourcing; coopetition game; time-varying demand; altruistic factor; iterated local search algorithm

收稿日期: 2023-10-31

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2021JQ-263, 2023-JC-QN-0526); 重庆市社会科学规划项目(2022BS082); 重庆市教委科学技术研究项目(KJQN202100715)

第一作者简介: 李漫漫(1991—), 女, 陕西咸阳人, 讲师, 硕士生导师, 博士, 主要研究方向为交通运输系统建模与优化。

E-mail: limanman@chd.edu.cn

\* 通信作者简介: 付颖斌(1982—), 男, 陕西西安人, 讲师, 博士, 主要研究方向为交通运输系统建模与优化。E-mail: fu.yingbin@chd.edu.cn

## 0 引言

随着移动互联网与共享经济的发展,交通行业兴起网约车出行模式,即出行者通过个人移动终端在网约车平台下单,从而获得由接入平台的司机及车辆提供的出行服务。与传统的出租车模式相比,网约车出行模式能够快速对乘客与车辆进行匹配,减少车辆空载率,提高出行者的出行便捷性和效率<sup>[1]</sup>,因此,该出行模式得到了迅速发展,已成为当前城市交通系统的重要组成部分。

作为网约车出行系统的主要参与者,网约车平台行为对系统运行效率有着重要影响,是交通管理部门的关注对象。目前,网约车出行系统存在资产类型异质的两类平台:(1)以滴滴出行为代表,通过招募私家车提供出行服务的轻资产型平台;(2)以曹操出行为代表,自行购置车辆提供出行服务的重资产型平台<sup>[2-3]</sup>。两类网约车平台都为机动化出行者服务,因此,它们具有抢夺客户的竞争动力,为降低服务成本,它们又具有协同调度车辆的合作动力。

异质网约车平台竞合行为由其收益驱动,影响平台收益的一个重要因素是运营成本。资产差异导致异质平台运营成本呈现不同特性:轻资产平台运营成本与需求相关性较弱,呈“L”形曲线;重资产平台运营成本随需求先减后增,呈“U”形曲线。因此,异质平台竞合行为与单一类型平台不同,需要单独分析。然而,现有研究致力于分析单一网约车平台行为,基本未对平台间的竞合关系进行解析。由于网约车平台旨在收益最大化,平台收益取决于车乘匹配方案和定价方案(包括服务定价和司机工资),因此,学者对其展开了广泛研究。文献[4]考虑乘客与司机双方利益,将网约车平台车乘匹配问题解析成特殊的二分图最大匹配问题,进而改进经典的匈牙利算法求解车乘匹配方案;文献[5]指出车乘匹配时间和半径是影响车辆调度效率的关键性因素,并考虑不同供需情景,基于空间概率模型提出两变量联合优化方法;文献[6]考虑路网容量的有限性,基于时空状态网络建模车乘匹配与路径规划问题,并提出求解车乘匹配方案与车辆行驶路径的丹齐格-沃尔夫分解算法;文献[7]基于深度Q网络提出了一种车乘匹配方法;文献[8]考虑网约车与出租车的竞

争,基于均衡模型提出了一种静态价格制定方法;文献[9]基于数学规划模型和近似动态规划算法提出了一种动态价格制定方法;文献[10]结合马尔可夫决策过程和基于策略的强化学习提出了一种时空动态价格制定方法;文献[11]针对共乘服务,基于变分不等式模型提出了基于OD对的定价方法。

文献[2,12-13]虽然关注了多平台间的交互作用,利用双寡头竞争模型解析了异质网约车平台相互竞争的结果,但是它们舍弃了网约车需求随时间变化的动态特性<sup>[14-15]</sup>,因而,未能准确揭示平台竞争收益及其影响。与此同时,这些研究也舍弃了平台的合作选择权。上述2个缺陷最终导致异质网约车平台相互作用结果未能得到准确解析。

本研究通过弥补上述缺陷,揭示异质平台相互作用产生的竞合行为及其影响。在引入利他因子连续量化网约车平台合作意愿的基础上,建立基于时变需求的异质网约车平台竞合均衡模型,并根据模型目标函数非线性以及约束条件线性的特点,以利他因子、司机工资率和服务价格为局部搜索对象,设计求解模型的迭代局部搜索算法,提供异质网约车平台竞合行为解析方法。在此基础上,通过敏感度分析,揭示异质网约车平台竞合行为机理及其影响,为异质网约车平台的管理提供决策依据。

## 1 问题描述与建模

某城市存在资产类型异质的2类网约车平台:招募私家车提供出行服务的轻资产型网约车平台L和自行购置车辆提供出行服务的重资产型网约车平台S。为使收益最大化,两类平台可能会抢夺出行者,又可能会协同调度车辆、降低运营成本。在效用层面,平台的竞合行为可表述为平台不仅考虑自己的收益,也关心另一类平台的收益<sup>[16]</sup>。关心另一类平台收益的程度越大,代表此平台的合作意愿越强,竞争意愿越弱。关心另一类平台收益的程度通常用利他因子 $\varepsilon_m$ ,  $m \in \{l, s\}$ 表述,其中, $\varepsilon_l$ 表示轻资产型网约车平台利他因子, $\varepsilon_s$ 表示重资产型网约车平台利他因子。

平台获得的收益取决于网约车供需匹配情况,如图1所示。

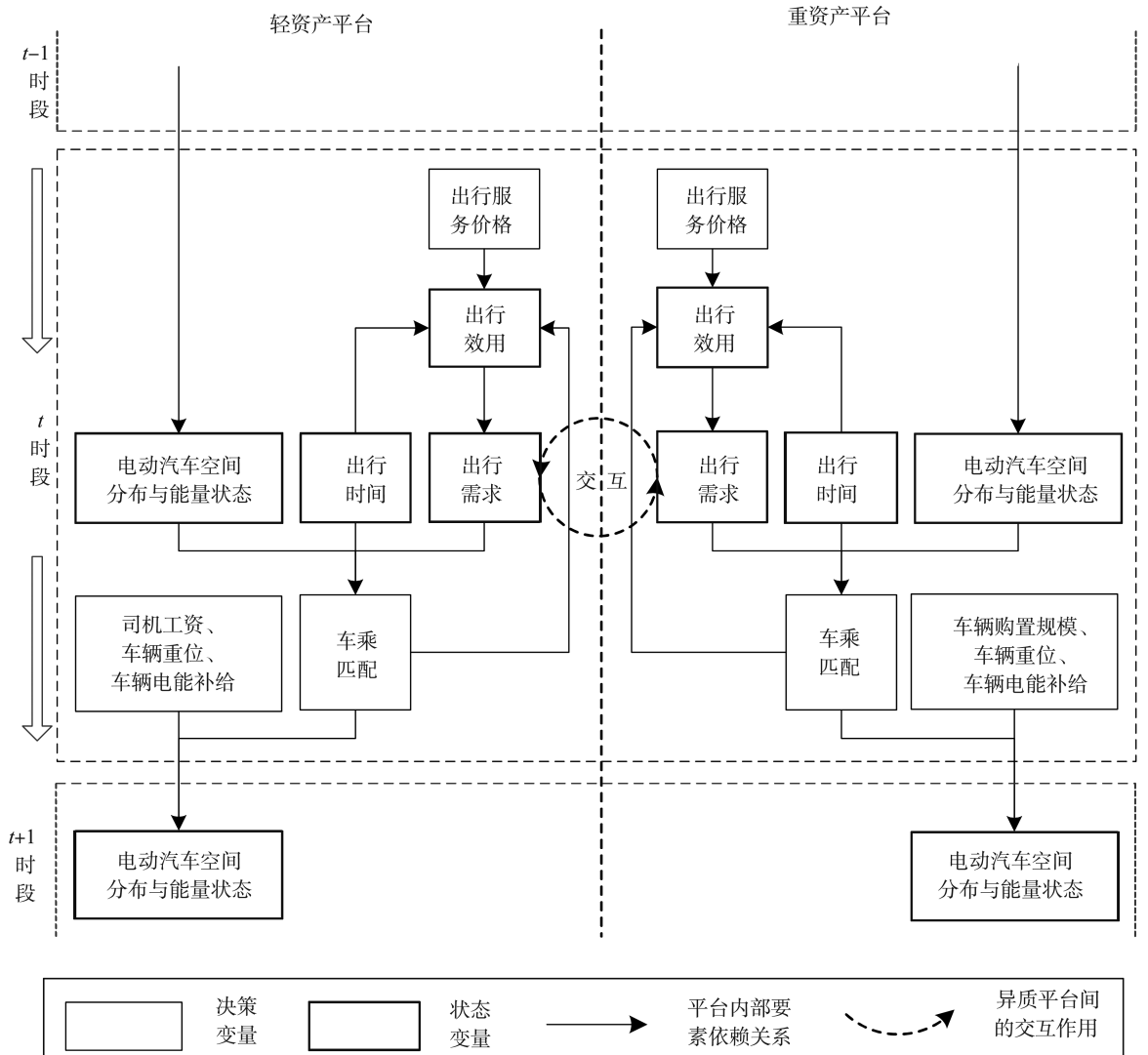


图1 异质网约车平台供需动态耦合关系

Fig.1 Coupling relationship between supplies and demands of heterogeneous ride-sourcing platforms

由于网约车需求具有时变特征,因此,将一天分成了多个相等的小时段  $t, t \in T = \{1, 2, \dots, T_{\max} - 1, T_{\max}\}$ , 每个时段的网约车需求不同。 $t$  时段的网约车需求由平台提供的服务效用  $u_{t,i,j}$  决定,具体关系式为

$$d_{r,t,i,j} = d_{0,t,i,j} + k_d u_{t,i,j} (k_d > 0),$$

式中,  $d_{r,t,i,j}$  表示第  $t$  时段交通小区  $i, j$  间的网约车需求,  $i, j \in I, d_{0,t,i,j}$  表示第  $t$  时段交通小区  $i, j$  间的潜在网约车需求。两类平台为出行者提供同质服务,即提供的出行服务效用相同,  $u_{l,t,i,j} = u_{s,t,i,j}$ 。它们提供的出行服务效用为出行时间、出行费用以及车乘匹配时间的减函数。车乘匹配时间随网约车需求的增加而增加,随可用车辆数的增多而减少。因此,网约车平台提供的服务效用可具体表达为

$$u_{m,t,i,j} = -\theta_1 T_{i,j} - \theta_2 T_{i,j} p_{m,t,i,j} - \theta_3 \sum_e d_{m,t,i,j,e} +$$

$$\theta_4 \left( \sum_{e \in E_{T_{i,j}}} h_{m,t,i,e} - \sum_{e \in E_{T_{i,j}}} R_{m,t,i,e} \right), \forall m, t, i, j,$$

式中:  $T_{i,j}$  为交通小区  $i, j$  间电动汽车的行驶时间;  $p_{m,t,i,j}$  为时段  $t$ , 交通小区  $i, j$  间, 网约车平台  $m$  的出行服务价格;  $d_{m,t,i,j,e}$  为时段  $t$ , 网约车平台  $m$  利用电量水平为  $e$  的电动汽车服务交通小区  $i, j$  间的需求量,  $e \in E = \{1, 2, 3, \dots, e_{\max} - 1, e_{\max}\}$ ;  $h_{m,t,i,e}$  为时段  $t$  开始时, 交通小区  $i$  处, 隶属于网约车平台  $m$ , 电量水平为  $e$  的电动汽车数量;  $R_{m,t,i,e}$  为时段  $t$ , 隶属于网约车平台  $m$ , 电量水平为  $e$  的电动汽车在交通小区  $i$  处充电的数量;  $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4$  为服务效用参数,  $\theta_1 > 0, \theta_2 > 0, \theta_3 > 0, \theta_4 > 0$ 。

网约车时空分布状态是平台车辆购置(招募)方案  $V_m$ 、车乘匹配方案  $d_{m,t,i,j,e}$ 、电能补给方案  $R_{m,t,i,e}$  以及车辆重位方案  $y_{m,t,i,j,e}$  综合影响的结果 ( $V_m$  表示隶属于网约车平台  $m$  的车辆数;  $y_{m,t,i,j,e}$  为

时段  $t$ , 网约车平台  $m$  将交通小区  $i$  处电量水平为  $e$  的电动汽车重位至  $j$  处的数量)。由于两类平台都采用服务费抽成模式赚取收入, 因此, 平台抽成比例  $(1-r_m)$  影响司机工资支付率  $r_m$ , 进而, 会影响招募到的司机数量 (即车辆拥有量), 具体关系式为:  $V_m = k_m r_m (k_s > k_l > 0)$ ,  $k_s > k_l$  刻画了一个真实情形, 即拥有电动汽车的司机规模小于总司机规模。

用数学表达式描述每个时段的异质网约车平台供需约束, 刻画平台收益, 构建的异质网约车平台竞合博弈均衡模型如下。

模型的目标函数为

$$\begin{aligned} \max \psi_l &= \varphi_l + \varepsilon_l \varphi_s, \\ \max \psi_s &= \varphi_s + \varepsilon_s \varphi_l, \end{aligned}$$

式中:  $\psi_l$  表示轻资产网约车平台的认知收益;  $\varphi_l$  表示轻资产网约车平台获得的收益, 等于服务客户获得的收入减去支付给司机的工资, 表达式为

$\varphi_l = \sum_{t,i,j} \sum_e T_{i,j} d_{l,t,i,j,e} p_{l,t,i,j} (1-r_l)$ ;  $\varphi_s$  为重资产网约车平台获得的收益, 等于服务客户获得的收入减去成本项, 成本项包括支付给司机的工资、服务客户消耗的电能成本、车辆折旧、电动汽车充电成本以及车辆重位消耗的电能成本, 表达式为

$$\begin{aligned} \varphi_s &= \sum_{t,i,j} \sum_e T_{i,j} d_{s,t,i,j,e} [p_{s,t,i,j} (1-r_s) - C_f \Delta EE_-] - \\ &C_d V_s - \sum_{t,i,e} C_f \Delta EE_+ R_{s,t,i,e} - \sum_{t,i,j} \sum_e (C_f \Delta EE_- \\ &T_{i,j}) y_{s,t,i,j,e}, \Delta E \text{ 为电能段, } \Delta E = \frac{C_B}{e_{\max}}, C_B \text{ 为电池} \end{aligned}$$

容量,  $C_d$  为电动汽车日折旧,  $C_f$  为单位电能成本,  $E_-$  表示电动汽车行驶单位时段消耗的电能段,  $E_+$  为充电桩功率;  $\psi_s$  表示重资产网约车平台的认知收益。

模型的约束有: 需求服务量约束、需求服务约束、网约车重位约束、平台服务效用约束、网约车总量约束、网约车时空分布状态、可用的网约车数量限制、网约车总量守恒约束、充电桩数量限制以及决策变量取值范围。

需求服务量约束表达式为:

$$\sum_{m,e} d_{m,t,i,j,e} \leq d_{0,t,i,j} + k_d u_{t,i,j}, \forall t, i, j.$$

需求服务约束表达式为:

$$d_{m,t,i,j,e} \leq 0, \forall e \leq T_{i,j} E_-, \forall m, t, i, j, e.$$

网约车重位约束表达式为:

$$y_{m,t,i,j,e} \leq 0, \forall e \leq T_{i,j} E_-, \forall m, t, i, j, e.$$

平台服务效用约束表达式为:

$$u_{t,i,j} = u_{l,t,i,j} = u_{s,t,i,j} =$$

$$\begin{aligned} & -\theta_1 T_{i,j} - \theta_2 T_{i,j} p_{m,t,i,j} - \theta_3 \sum_e d_{m,t,i,j,e} + \\ & \theta_4 \left( \sum_{e \geq E_- T_{i,j}} h_{m,t,i,e} - \sum_{e \geq E_- T_{i,j}} R_{m,t,i,e} \right), \forall m, t, i, j. \end{aligned}$$

网约车总量约束表达式为:

$$V_m \leq k_m r_m, \forall m.$$

网约车时空分布状态为:

$$\begin{aligned} \sum_{i,e} h_{m,1,i,e} &= V_m, \forall m, \\ h_{m,t+1,i,e} &= h_{m,t,i,e} + \sum_j d_{m,(t+1-T_{j,i}),j,i,e+T_{j,i}E_-} - \\ & \sum_j d_{m,t,i,j,e} + \sum_j y_{m,(t+1-T_{j,i}),j,i,e+T_{j,i}E_-} - \\ & \sum_j y_{m,t,i,j,e} - R_{m,t,i,e} + R_{m,t,i,e-E_+}, \\ & \forall m, t \in (1, \dots, T_{\max}-1), i, e. \end{aligned}$$

可用的网约车数量限制表达式为:

$$\sum_j (d_{m,t,i,j,e} + y_{m,t,i,j,e}) + R_{m,t,i,e} \leq h_{m,t,i,e}, \forall m, t, i, e.$$

网约车总量守恒约束表达式为:

$$\begin{aligned} V_m &= \sum_{i,e} h_{m,t,i,e} + \sum_{t>\tau>T_{i,j,i,j,e}} d_{m,\tau,i,j,e} + \\ & \sum_{t>\tau>T_{i,j,i,j,e}} y_{m,\tau,i,j,e}, \forall m, t. \end{aligned}$$

充电桩数量限制表达式为:

$$\sum_{m,e} R_{m,t,i,e} \leq R_{\max,i}, \forall t, i,$$

式中  $R_{\max,i}$  表示交通小区  $i$  拥有的充电桩数量。

决策变量取值范围:  $d_{m,t,i,j,e} \geq 0, \forall m, t, i, j, e$ ,  $h_{m,t,i,e} \geq 0, \forall m, t, i, e$ ,  $y_{m,t,i,j,e} \geq 0, \forall t, i, j, e$ ,  $R_{m,t,i,e} \geq 0, \forall m, t, i, e$ , 且都为整数变量,  $p_{m,t,i,j} \geq 0, \forall m, t, i, j, 0 \leq r_m \leq 1, \forall m$ 。

## 2 算法设计

异质网约车平台竞合博弈均衡模型 (简称竞合均衡模型) 含有 2 个目标函数, 因此, 它是一个多目标优化问题。多目标优化问题的求解方法有 3 种: 标量方法、帕累托方法以及其他方法<sup>[17]</sup>。标量方法是通过线性加权将多目标优化问题转化为单目标优化问题, 从而借用单目标优化算法对其求解; 帕累托方法是利用支配解概念对解质量进行评价, 能够单次求解出整个非支配解集; 其他方法主要利用启发式方法 (如遗传算法、逻辑策略、蚁群算法) 对目标进行处理。与后 2 种方法相比, 标量方法简单, 且可使用成熟的单目标优化问题求解算法, 因此, 本研究选用标量方法处理多目标函数。具体地, 利用权重系数  $\alpha_l$  和  $\alpha_s$  将双目标函数处理成单目标函数, 如下式所示:

$$\max \psi = a_1 \psi_l + a_s \psi_s = a_l(\varphi_l + \varepsilon_l \varphi_s) + a_s(\varphi_s + \varepsilon_s \varphi_l),$$

式中,  $0 \leq \alpha_l \leq 1, 0 \leq \alpha_s \leq 1, \alpha_l + \alpha_s = 1$ 。

由于目标函数含有非线性项  $\varepsilon_m d_{m,t,i,j} \varepsilon p_{m,t,i,j} (1 - r_m)$ , 且决策变量含有整数变量, 因此, 竞争均衡模型是一个混合整数非线性优化模型。混合整数非线性优化模型的求解是一个 NP-hard 问题<sup>[18]</sup>, 精确算法难以在有限的时间内求解该类问题的大规模案例。本研究应用启发式算法求解竞争均衡模型, 启发式算法中的迭代局部搜索算法广泛应用于组合优化问题<sup>[19-20]</sup>, 而且, 能够很好地平衡求解质量和求解时间。本研究基于迭代局部搜索算法框架, 设计求解竞争均衡模型的启发式算法, 算法流程如图2所示。

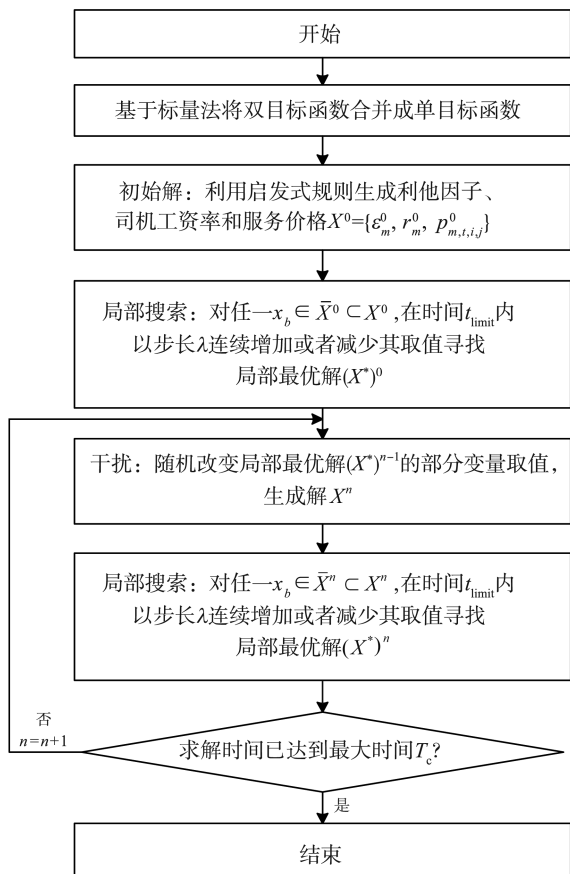


图2 迭代局部搜索算法流程

Fig.2 Flowchart of iterated local search algorithm

一个好的初始解有助于迭代局部搜索算法快速收敛到满意解。为提供好的初始解, 本研究利用如下启发式规则生成初始解。

(1) 假设异质网约车平台的竞争意愿都为中立, 即  $\varepsilon_m^0 = (0.5, 0.5), \forall m$ 。

(2) 每个平台招募的司机规模, 也就是平台拥有的车辆数量可以满足平均需求, 即  $r_m^0 = \sum_{t,i,j} d_{0,t,i,j} / (|T|k_m), \forall m$ 。

(3) 在其他因素不变的情况下, 网约车平台的出行服务价格越高, 其服务的客户就越少。当其服务的客户数量为0时, 平台的出行服务价格最高。如果舍弃车乘匹配时间评估服务效用, 则平台提供的出行服务效用与最高出行服务价格  $p_{m,t,i,j}^{\max}$  间的关系为

$$d_{0,t,i,j} + k_d(-\theta_1 T_{i,j} - \theta_2 p_{m,t,i,j}^{\max} T_{i,j}) = 0,$$

即平台可采用的最高出行服务价格为:

$$p_{m,t,i,j}^{\max} = \max[(d_{0,t,i,j} - \theta_1 k_d T_{i,j}) / (\theta_2 k_d T_{i,j}), 0], \forall m, t, i, j.$$

根据现实情境可知, 网约车平台制定的最低出行服务价格  $p_{m,t,i,j}^{\min}$  为0。为给局部搜索留有探索空间, 将平台出行服务价格设定为中间值, 即  $p_{m,t,i,j}^0 = \frac{p_{m,t,i,j}^{\max} + p_{m,t,i,j}^{\min}}{2} = \max\left(\frac{d_{0,t,i,j} - \theta_1 k_d T_{i,j}}{2\theta_2 k_d T_{i,j}}, 0\right), \forall m, t, i, j$ 。

局部搜索可以在一个解的邻域中寻找出更好的解。本研究使用的局部搜索通过改变部分搜索对象的取值寻找更好的解, 例如, 对  $\bar{X}^n \subset X^n = (p_{m,t,i,j}^n, r_m^n, \varepsilon_m^n), \forall m, t, i, j$  的值进行改变。对于每个搜索对象  $x_b \in \bar{X}^n$ , 在搜索时间限值  $t_{\text{limit}}$  以及它的取值范围内, 分别通过连续增加或减少该对象取值发现好解。如果目标函数值提高, 则该搜索对象的取值被更新; 否则, 采用原值。对于搜索对象  $p_{m,t,i,j}, r_m$  和  $\varepsilon_m$ , 它们的增加步长(减少步长)  $\lambda_b$  是不同的, 具体取值通过试算得出。搜索对象的最小/最大取值分别为  $(p_{m,t,i,j}^{\min} = 0, r_m^{\min} = 0, \varepsilon_m^{\min} = 0)$  和  $(p_{m,t,i,j}^{\max} = \max\left(\frac{d_{0,t,i,j} - \theta_1 k_d T_{i,j}}{\theta_2 k_d T_{i,j}}, 0\right), r_m^{\max} = 1, \varepsilon_m^{\max} = 1)$ 。局部搜索的具体操作步骤如下。

步骤1: 设定搜索步长  $\lambda_b$  和搜索时间限值  $t_{\text{limit}}$ 。

步骤2: 随机从搜索对象中选择出部分元素  $\bar{X}^n$ ,

$$\bar{X}^n \subset X^n = (p_{m,t,i,j}^n, r_m^n, \varepsilon_m^n), \forall m, t, i, j.$$

步骤3: 对于  $x_b \in \bar{X}^n$ , 执行  $(x_b)_{\text{down}} = x_b, (x_b)_{\text{up}} = x_b$ 。

步骤4: 当  $(x_b)_{\text{down}} > x_b^{\min}, x_b^{\min} \in (p_{m,t,i,j}^{\min} = 0, r_m^{\min} = 0, \varepsilon_m^{\min} = 0)$ , 搜索时间小于  $t_{\text{limit}}$ , 执行  $(x_b)_{\text{down}} = \max((x_b)_{\text{down}} - \lambda_b, x_b^{\min})$ 。

步骤5: 当  $(x_b)_{\text{up}} < x_b^{\max}, x_b^{\max} \in (p_{m,t,i,j}^{\max} = \max\left(\frac{d_{0,t,i,j} - \theta_1 k_d T_{i,j}}{\theta_2 k_d T_{i,j}}, 0\right), r_m^{\max} = 1, \varepsilon_m^{\max} = 1)$ , 搜索时间小于  $t_{\text{limit}}$ , 执行  $(x_b)_{\text{up}} = \min((x_b)_{\text{up}} + \lambda_b, x_b^{\max})$ 。

步骤6: 更新  $x_b$  为  $\{x_b, (x_b)_{\text{down}}, (x_b)_{\text{up}}\}$  之一, 更新值对应的目标函数值最大。

干扰操作可以帮助迭代局部搜索算法跳出局

部最优,探索更大的解空间<sup>[21]</sup>。本研究使用的干扰操作如下。

(1) 设定干扰数量  $q$  和最大改变量  $g_b$ 。

(2) 从局部最优解  $(X^*)^{n-1}$  中选择  $q$  个元素作为干扰对象  $S_p$ 。

(3) 对每个干扰对象  $x_b$ ,  $x_b \in S_p$  都增加一个随机值  $\Delta x_b$ , 即  $x'_b = \min(\max(x_b + \Delta x_b, x_b^{\min}), x_b^{\max})$ , 生成新解  $X^n$ 。 $\Delta x_b$  在  $[-g_b, g_b]$  范围内生成。

迭代局部搜索算法的终止条件为达到最大求解时间  $T_c$ <sup>[21]</sup>。

### 3 算例分析

本节通过算例验证迭代局部搜索算法性能,并分析网约车平台竞合行为和网约车需求的影响。算例参数如下:  $|I|=5$ 、 $|T|=6$ 、 $|E|=6$ 、 $C_B=30$  kw、 $\Delta E=5$  kw/能量段、 $E_+=E_-=1$  能量段/时段、 $C_f=2.5$  元/kw、 $R_{\max,i}=15$  个,  $\forall i \in I$ 、 $C_d=50$  元/日、 $\theta_1=1$ 、 $\theta_2=2$ 、 $\theta_3=1$ 、 $\theta_4=1$ 、 $k_d=0.5$ 、 $k_l=1\ 000$  和  $k_s=2\ 500$ 。算例中的网约车潜在需求采用成都市滴滴出行 2016 年 11 月某一天的出行数据,单位为次/时段。1 个时段为 1 h。网约车在各服务区之间的行

驶时间等于各服务区中心点间的直线距离除以电动汽车行驶速度,单位为时段。电动汽车行驶速度为 25 km/时段。

对于模型求解,鉴于异质平台在网约车出行系统中的重要程度相当,故设定  $\alpha_l = \alpha_s = 0.5$ 。迭代局部搜索算法利用 MATLAB 编译,在配置为 Inter I7 with 32 GB RAM 的电脑上运行。算法的最大求解时间  $T_c$  设定为 2 h。

#### 3.1 迭代局部搜索算法性能分析

除最大求解时间外,迭代局部搜索算法还包含许多参数,如搜索步长  $\lambda_b$  和干扰对象数量  $q$ 。这些参数会严重影响算法性能。因此,在利用迭代局部搜索算法求解算例前,本研究对算法参数进行了调试,在调试参数时,以  $\lambda_s = 0.05$ 、 $\lambda_r = 0.05$ 、 $\lambda_p = 1.00$  和  $q = 24$  为基础,按顺序每次改变一个参数,并保持其他参数不变,逐一确定各参数的最佳取值。不同算法参数取值下迭代局部搜索算法运行 5 次的统计结果如表 1 所示,包括目标函数最小值、最大值、平均值、中位数以及标准差。以最大平均值为标准,迭代局部搜索算法求解本研究算例应采用的参数值为:  $\lambda_s = 0.05$ 、 $\lambda_r = 0.01$ 、 $\lambda_p = 3.00$  和  $q = 3$ 。

表 1 迭代局部搜索算法参数调优  
Table 1 Parameters tuning of iterated local search algorithm

参数	总收益/元					
	最小值	最大值	平均值	中位数	标准差	
$\lambda_s$	0.01	1 905.55	2 248.26	2 125.47	2 236.28	164.90
	<b>0.05</b>	<b>3 225.97</b>	<b>3 518.36</b>	<b>3 356.40</b>	3 307.92	<b>125.26</b>
	0.10	3 225.97	3 518.36	3 355.25	<b>3 314.11</b>	122.40
	0.15	3 208.73	3 518.36	3 347.31	3 296.52	127.50
	0.20	3 177.19	3 518.36	3 342.13	3 302.16	136.09
$\lambda_r$	<b>0.01</b>	<b>3 243.27</b>	<b>3 577.80</b>	<b>3 429.92</b>	<b>3 416.53</b>	<b>126.64</b>
	0.02	3 216.65	3 546.08	3 397.31	3 369.16	134.34
	0.05	3 225.97	3 518.36	3 356.40	3 307.92	125.26
	0.10	3 105.53	3 495.46	3 296.64	3 239.29	161.20
	0.15	3 014.08	3 546.08	3 255.49	3 161.92	230.88
$\lambda_p$	1.00	3 243.27	3 577.80	3 429.92	<b>3 416.53</b>	126.64
	2.00	<b>3 313.19</b>	<b>3 763.69</b>	3 492.45	3 401.03	183.70
	<b>3.00</b>	3 305.55	3 686.32	<b>3 493.14</b>	3 409.82	175.26
	4.00	3 307.31	3 543.86	3 422.20	3 410.95	<b>84.68</b>
	<b>3.00</b>	3 281.03	<b>3 825.52</b>	<b>3 574.79</b>	<b>3 650.81</b>	215.61
$q$	9.00	3 259.25	3 689.71	3 485.50	3 410.21	187.56
	15.00	3 288.50	3 673.30	3 486.26	3 407.98	172.97
	21.00	<b>3 318.59</b>	3 680.15	3 493.41	3 407.22	<b>167.27</b>
	24.00	3 305.55	3 686.32	3 493.14	3 409.82	175.26

迭代局部搜索算法的收敛过程如图 3 所示。由图 3 可知,算法可以在最大求解时间限制下收敛,表

明最大求解时间终止条件有效。

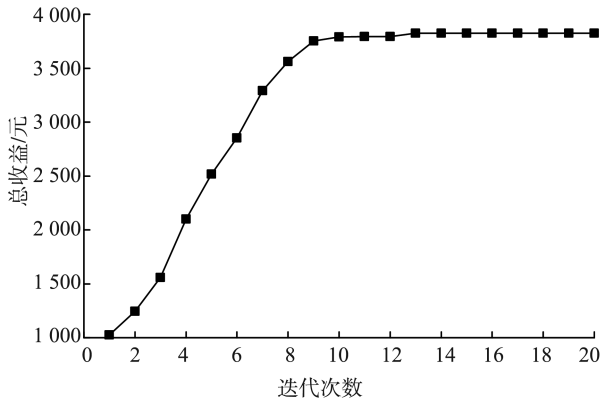


图3 迭代局部搜索算法收敛过程

Fig.3 Convergence process of iterated local search algorithm

为验证算法的求解性能,本研究利用迭代局部搜索算法和遗传算法对不同需求弹性下的算例进行了求解,结果如表2所示。在求解不同案例时,迭代局部搜索算法都使用了上述推荐参数。遗传算

法随机生成初始解,采用的遗传算子分别为多点交叉算子、基本位变异算子和精英-轮盘赌选择算子。遗传算法的最大求解时间也设定为2 h。由表2可知,遗传算法在设定的求解时间内无法获得5个算例的可行解,而迭代局部搜索算法找到了可行解,表明迭代局部搜索算法求解本研究所建模型的性能优于遗传算法。当需求弹性系数最小,即 $k_d=0.1$ 时,迭代局部搜索算法获得的平台总收益最大,平台服务的总需求量最大,平均服务价格最高。这是因为需求弹性系数越小,出行者对网约车的依赖度就越高,网约车平台可以在不丢失客户的情况下,提高出行服务价格,进而提高收益。迭代局部搜索算法能够有效地识别出不同需求弹性下的好解特征:出行服务价格随需求弹性系数的增加而减少,表明迭代局部搜索算法对不同案例具有良好的适应性。

表2 不同需求弹性下迭代局部搜索算法与遗传算法的求解性能

Table 2 Performances of iterated local search algorithm and genetic algorithm under different demand elasticities

需求弹性系数 $k_d$	遗传算法	迭代局部搜索算法		
		平台总收益/元	总需求服务量/次	平均服务价格/(元·次 <sup>-1</sup> )
0.1	解不可行	23 134.00	1 052	44.76
<b>0.5(参照值)</b>	解不可行	<b>375.75</b>	<b>865</b>	<b>10.12</b>
1.0	解不可行	-92.39	304	7.00
1.5	解不可行	-153.79	48	3.74
2.0	解不可行	-188.47	37	3.21

### 3.2 网约车平台竞合行为的影响

网约车平台不同竞合行为下市场到达均衡时的情况如图4~7所示,包括轻重资产平台收益、需求服务量、平均服务价格

$$\left( \frac{\sum_{t,i,j} \sum_e T_{i,j} d_{m,t,i,j,e} p_{m,t,i,j}}{\sum_{t,i,j,e} d_{m,t,i,j,e}} \right) \text{ 以及平均服务成本}$$

$$\left( \frac{\sum_{t,i,j} \sum_e T_{i,j} d_{l,t,i,j,e} p_{l,t,i,j} r_l}{\sum_{t,i,j,e} d_{l,t,i,j,e}} \right);$$

$$\left( \frac{\sum_{t,i,j} \sum_e T_{i,j} d_{s,t,i,j,e} (p_{s,t,i,j} r_s + C_f \Delta EE_-) + C_d V_s + \sum_{t,t,e} C_f \Delta EE_+ R_{s,t,i,e} + \sum_{t,i,j} \sum_e (T_{i,j} C_f \Delta EE_-) y_{s,t,i,j,e}}{\sum_{t,i,j,e} d_{s,t,i,j,e}} \right)$$

两平台获得的总收益、总需求服务量以及平台提供的服务效用。

对比图4(a)每一行各列的取值可以发现,当列取值从0变到1时,单元格取值增加,表明轻资产网约车平台收益总体上随轻资产平台利他因子 $\varepsilon_l$ 的增加而增加。用同样方法观察其他图,可以得到如下结果:轻资产网约车平台需求服务量(图5(a))

和服务成本(图7(a))随 $\varepsilon_l$ 的增加而增加,但是出行服务价格(图6(a))呈随机变化;重资产平台收益(图4(b))随 $\varepsilon_l$ 呈下降趋势,而需求服务量(图5(b))和服务成本(图7(b))呈上升趋势,出行服务价格(图6(b))呈随机变化;异质平台总收益(图4(c))随 $\varepsilon_l$ 呈下降趋势,总需求服务量(图5(c))和服务效用(图6(c))呈上升趋势。这些结果表明,轻资产网约车平台单方面提升合作意愿可以提高自身收益、平台服务效用和总需求服务量,但也会提高出行服务成本,导致重资产网约车平台收益和系统总收益降低。

对比图4(a)每一列各行的取值可以发现,当行取值从0变到1时,单元格取值减少,表明轻资产网约车平台收益总体上随重资产平台利他因子 $\varepsilon_s$ 的增加而减少。用同样方法观察其他图,可以得到如下结果:轻资产网约车平台需求服务量(图5(a))和服务成本(图7(a))随 $\varepsilon_s$ 的增加而减少,但是,出行服务价格(图6(a))呈随机变化;重资产平台收益(图4(b))随 $\varepsilon_s$ 呈上升趋势,需求服务量(图5(b))和服务成本(图7(b))呈下降趋势,出行服务价格(图6(b))呈上升趋势;系统总收益(图4(c))

随  $\varepsilon_s$  呈上升趋势,总需求服务量(图 5(c))和服务效用(图 6(c))呈下降趋势。这些结果表明,当重资产网约车平台单方面提高合作意愿时,可以降低

平台服务成本,提高自身收益和系统总收益,但会导致轻资产网约车平台收益、平台服务效用和总需求服务量有所降低。

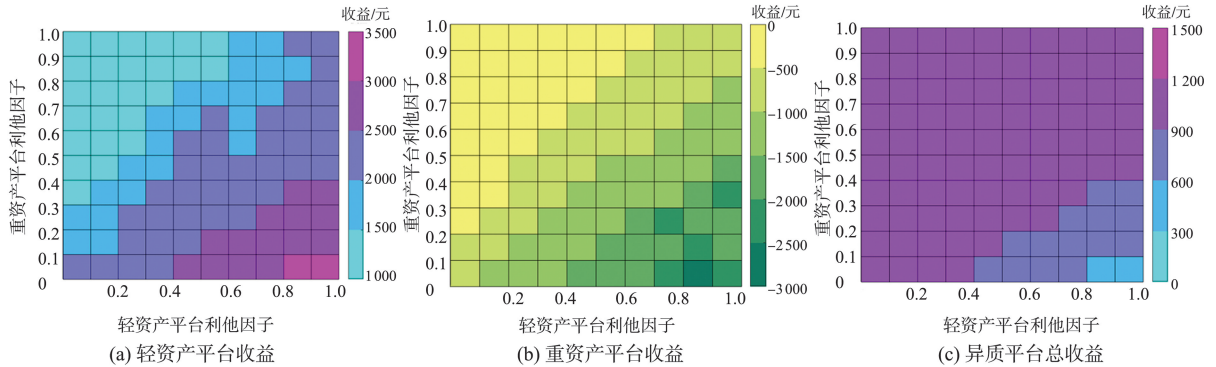


图 4 异质平台竞合行为对收益的影响

Fig.4 Effects of heterogeneous platforms' cooperation behaviors on profit

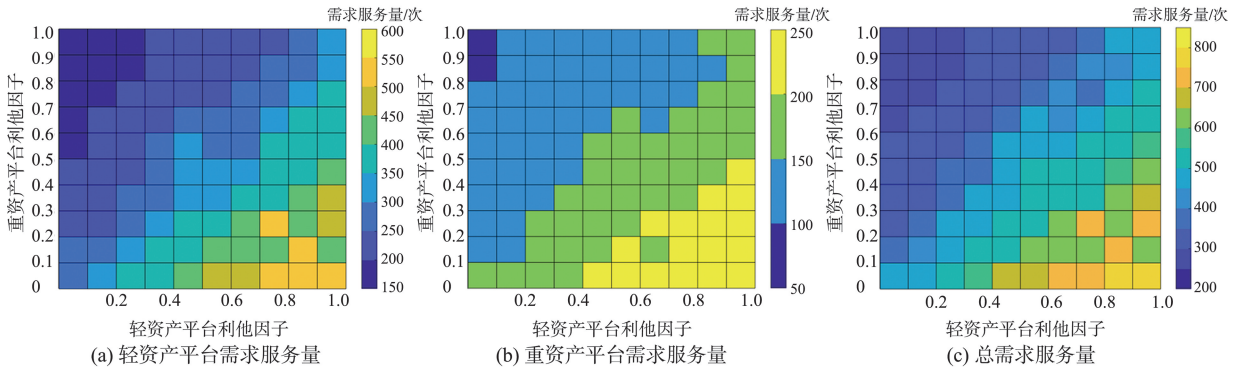


图 5 异质平台竞合行为对需求服务量的影响

Fig.5 Effects of heterogeneous platforms' cooperation behaviors on served demand volume

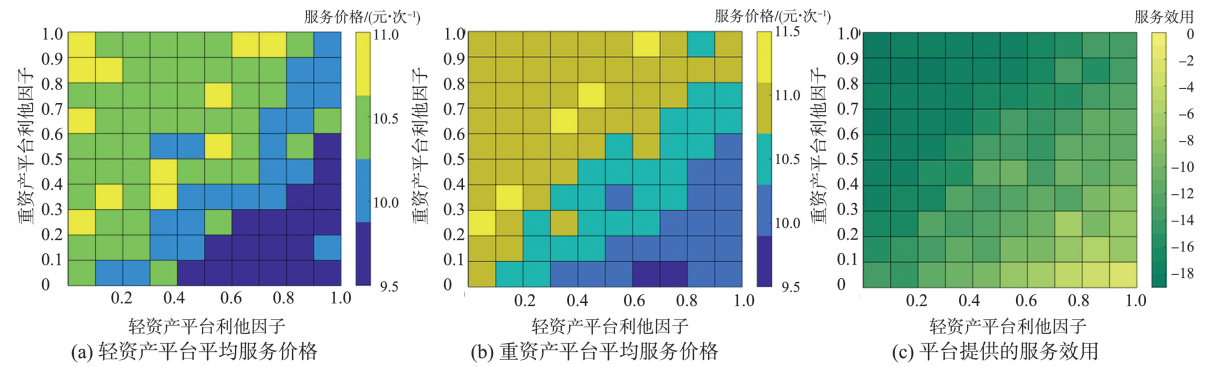


图 6 异质平台竞合行为对平均服务价格和服务效用的影响

Fig.6 Effects of heterogeneous platforms' cooperation behaviors on average service price and service utility

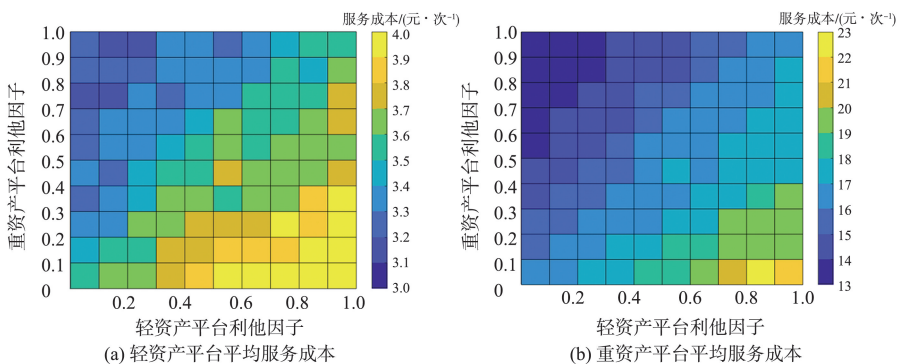


图 7 异质平台竞合行为对平均服务成本的影响

Fig.7 Effects of heterogeneous platforms' cooperation behaviors on average service cost

### 3.3 网约车需求对异质平台竞争均衡的影响

不同需求下,达到均衡时的网约车市场状况如图8所示,其中,静动需求曲线如图9所示。

由图8(a)可知,平峰需求与高峰需求下的轻资产平台收益都比动态需求(1.0倍)下的低,而平峰需求与高峰需求下的重资产平台收益都比动态需求(1.0倍)下的高,表明不考虑需求的动态性,无论是以平峰需求,还是以高峰需求为标准研判异质平台竞争均衡状态,都会低估轻资产平台收益,高估重资产平台收益,进而,很可能导致受利益驱动的异质平台竞争行为被错判。

由图8(a)~(f)可以发现,当网约车需求较小(小于基本需求2.5倍)时,轻资产网约车平台由于不承担车辆折旧,平均服务成本较低,具有较强的竞争力。它会与重资产网约车平台展开竞争,抢夺更多乘客,获得高收益。随着网约车需求增加(大于等于基本需求的2.5倍),车辆折旧可以被更多出行需求分摊,重资产网约车平台的平均服务成本逐渐与轻资产平台持平。轻资产网约车平台开始与重资产网约车平台合作,通过提高服务价格,攫取高额收益。这时,网约车平台提供的服务效用较低。

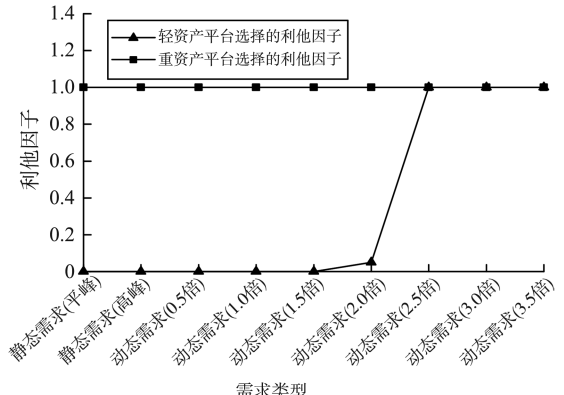
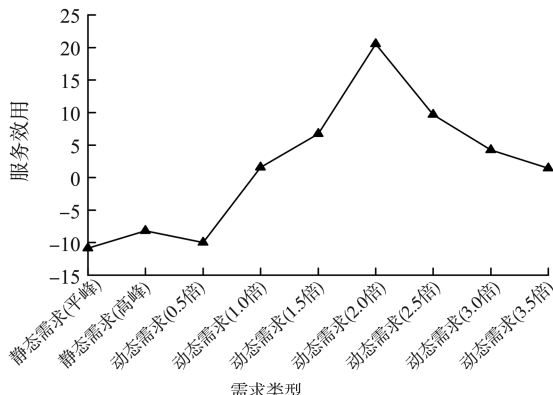
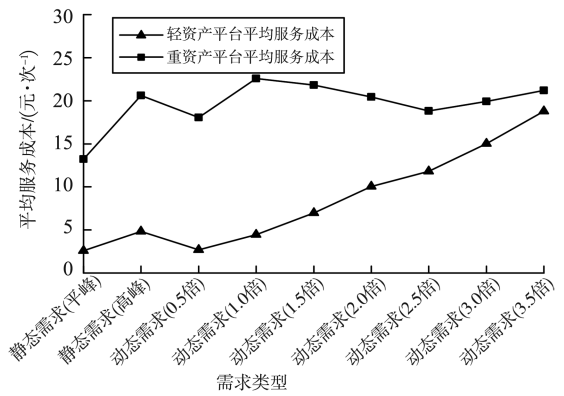
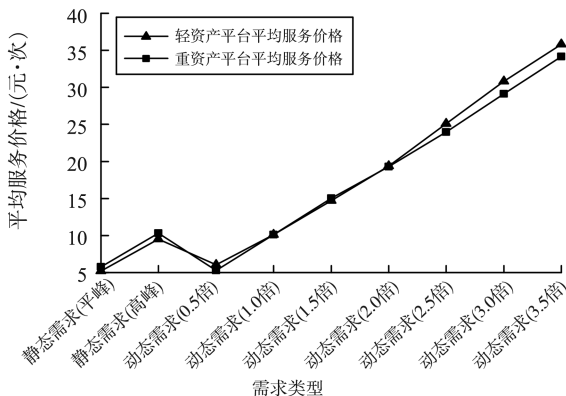
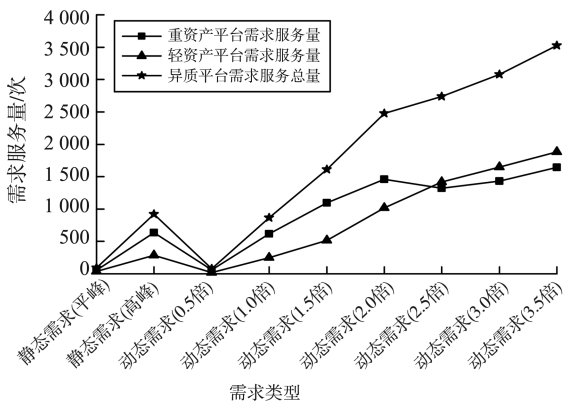
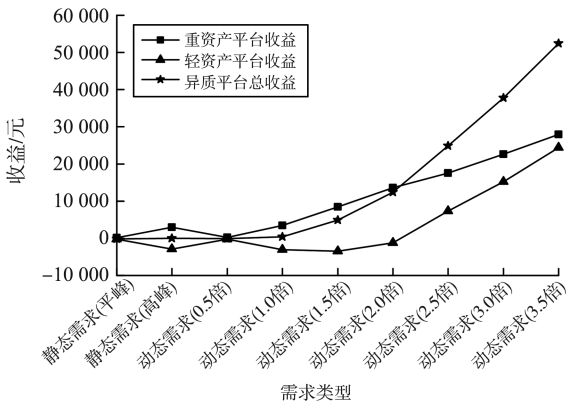


图8 不同需求下达到均衡时的网约车市场状况

Fig.8 Ride-sourcing market situations at equilibriums under different demands

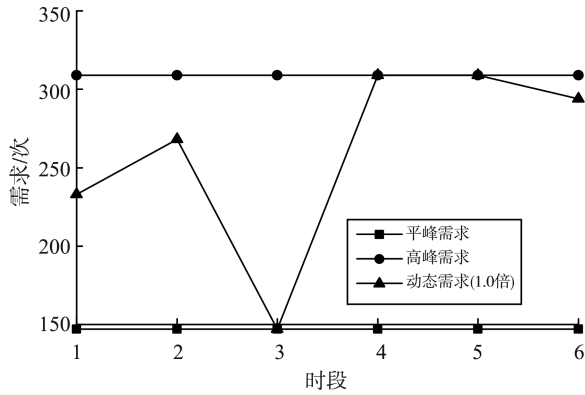


图9 网约车需求曲线

Fig.9 Ride-sourcing demand curve

## 4 结论

本研究考虑网约车需求的时变特性以及网约车平台资产的异质性,构建了基于时变需求的异质网约车平台竞合博弈均衡模型,并设计出求解模型的迭代局部搜索算法,提供了异质网约车平台竞合行为解析方法。通过算例分析发现。

(1) 迭代局部搜索算法求解本模型优于遗传算法,且能够识别好解特征。

(2) 轻资产网约车平台单方面增加合作意愿可以提高网约车服务效用、需求服务量和自身收益,但是会导致网约车服务成本增加,进而降低重资产平台收益和系统总收益;重资产平台单方面增加合作意愿,虽然会因降低网约车服务效用和轻资产平台需求服务量,导致轻资产平台收益有所降低,但也会因降低网约车服务成本,提高自身收益和系统总收益。

(3) 忽视网约车需求时变特性会导致轻资产平台收益被低估,重资产平台收益被高估,进而错判异质平台竞合行为。

(4) 当网约车需求小时,轻资产平台倾向于通过竞争行为获得高收益;当网约车需求大时,轻资产平台倾向于通过合作提高出行服务价格,攫取高额收益。对于重资产平台,无论需求如何变化,一直倾向于合作共赢。

### 参考文献:

[1] 陈喜群. 网约共享出行研究综述[J]. 交通运输系统工程与信息, 2021, 21(5): 77-90.  
CHEN Xiqun. Review of app-based ridesharing mobility research [J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2021, 21(5):

77-90.  
[2] ZHAO Meng, LI Bin, REN Jiali, et al. Competition equilibrium of ride-sourcing platforms and optimal government subsidies considering customers' green preference under peak carbon dioxide emissions [J]. International Journal of Production Economics, 2023, 255: 108679.  
[3] 王家顺, 李枝勇, 窦润亮, 等. 竞争市场中网约车平台开放策略研究[J]. 系统工程理论与实践, 2022, 42(7): 1884-1899.  
WANG Jiashun, LI Zhiyong, DOU Runliang, et al. Opening strategies for ride-hailing platforms in competitive market [J]. Systems Engineering-Theory & Practice, 2022, 42(7): 1884-1899.  
[4] GAO Guoju, XIAO Mingjun, ZHAO Zhenhua. Optimal multi-taxi dispatch for mobile taxi-hailing systems[C]//45th International Conference on Parallel Processing. Philadelphia, USA: IEEE, 2016: 294-303.  
[5] YANG Hai, QIN Xiaoren, KE Jintao, et al. Optimizing matching time interval and matching radius in on-demand ride-sourcing markets [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2020, 131: 84-105.  
[6] LIU Jiangtao, MICHANDANI Pitu, ZHOU Xuesong. Integrated vehicle assignment and routing for system-optimal shared mobility planning with endogenous road congestion[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2020, 117: 102675.  
[7] ODA Takuma, JOE-WONG Carlee. MOVI: a model-free approach to dynamic fleet management [C]//IEEE Conference on Computer Communications. Honolulu, USA: IEEE, 2018: 2708-2716.  
[8] WANG Xiaolei, HE Fang, YANG Hai, et al. Pricing strategies for a taxi-hailing platform [J]. Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 2016, 93: 212-231.  
[9] CHEN Xiqun, ZHENG Hongyu, KE Jintao, et al. Dynamic optimization strategies for on-demand ride services platform: surge pricing, commission rate, and incentives[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2020, 138: 23-45.  
[10] LEI Zengxiang, UKKUSURI Satish. Scalable reinforcement learning approaches for dynamic pricing in ride-hailing systems [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2023, 178: 102848.  
[11] MA Jia, XU Min, MENG Qiang, et al. Ridesharing user equilibrium problem under OD-based surge pricing strategy[J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2020, 134: 1-24.

- [12] MO Dong, YU Jingru, CHEN Xiqun. Modeling and managing heterogeneous ride-sourcing platforms with government subsidies on electric vehicles [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2020, 139: 447-472.
- [13] NI Linglin, CHEN Chuqiao, WANG Xiaokun, et al. Modeling network equilibrium of competitive ride-sourcing market with heterogeneous transportation network companies[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2021, 130: 407-424.
- [14] 蒋阳升, 张俊, 胡路. 大规模场景下网约车与城市交通拥堵交互影响仿真研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2022, 42(11): 3079-3089.  
JIANG Yangsheng, ZHANG Jun, HU Lu. Large-scale simulation for the interaction effect of ride-sourcing and urban congestion [J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2022, 42(11): 3079-3089.
- [15] 黄昕, 毛政元. 基于时空多图卷积网络的网约车乘客需求预测[J]. *地球信息科学学报*, 2023, 25(2): 311-323.  
HUANG Xin, MAO Zhengyuan. Prediction of passenger demand for online car-hailing based on spatio-temporal multi-graph convolution network [J]. *Journal of Geoinformation Science*, 2023, 25(2): 311-323.
- [16] 蒋岚翔. 基于互利的发电和售电交易主体竞合均衡分析及优化策略研究[D]. 贵阳: 贵州大学, 2020.  
JIANG Lanxiang. Coopetition equilibrium analysis and research on optimization strategy of power generators and sellers based on mutual benefit[D]. Guiyang: Guizhou University, 2020.
- [17] JOZEFOWIEZA Nicolas, SEMETB Frederic, TALBIA Elghazali. Multi-objective vehicle routing problems [J]. *European Journal of Operational Research*, 2008, 189(2): 293-309.
- [18] 刘明明, 崔春风, 童小娇, 等. 混合整数非线性规划的算法软件及最新进展[J]. *中国科学: 数学*, 2016, 46(1): 1-20.  
LIU Mingming, CUI Chunfeng, TONG Xiaojiao, et al. Algorithms, softwares and recent developments of mixed integer nonlinear programming [J]. *Scientia Sinica: Mathematica*, 2016, 46(1): 1-20.
- [19] LI Zixiang, KUCUKKOC Ibrahim, ZHANG Zikai. Iterated local search method and mathematical model for sequence-dependent U-shaped disassembly line balancing problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2019, 66: 106056.
- [20] SHI Jungang, YANG Jing, YANG Lixing, et al. Safety-oriented train timetabling and stop planning with time-varying and elastic demand on overcrowded commuter metro lines [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2023, 175: 103136.
- [21] JORGE Diana, MOLNAR Goran, CORREIA Goncalo Homem de Almeida. Trip pricing of one-way station-based carsharing networks with zone and time of day price variations [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2015, 81: 461-482.

(编辑: 郭少华)