

基于多目标和动态解空间规划的可持续网约车调度问题建模与求解^①



李 振¹, 郭羽含²

¹(辽宁工程技术大学 软件学院, 葫芦岛 125105)

²(浙江科技大学 理学院, 杭州 310023)

通信作者: 郭羽含, E-mail: yuhan.guo@zust.edu.cn

摘 要: 针对网约车运营中经济、环境和社会效益这 3 方面存在的相互制衡关系, 提出了一种平衡经济、环境和社会效益三重底线的多目标调度问题模型以及基于动态解空间规划的求解算法. 问题模型首次将传统出租车服务与共享出行模式整合, 全面覆盖 4 种不同的司机与乘客互动情景, 旨在通过优化策略实现 3 方面效益的协同提升. 求解算法创新性地结合了 LAPJV 算法与分支限界法, 确保在给定阈值约束下, 能够高效探索并确定满足多目标优化的最优匹配策略. 该算法相比于 SCIP, 结果平均误差在 4% 内, 求解平均速度提升了 99.1%. 研究进一步通过系统地应用此算法, 针对不同阈值约束条件, 求解并生成帕累托前沿图, 直观展示了经济、环境与社会效益这 3 个目标在其他两项指标约束下的权衡与变化趋势, 为网约车运营提供了决策参考依据.

关键词: 网约车; LAPJV 算法; 分支限界法; 帕累托前沿

引用格式: 李振, 郭羽含. 基于多目标和动态解空间规划的可持续网约车调度问题建模与求解. 计算机系统应用, 2025, 34(1): 236-247. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/9735.html>

Modeling and Solution of Sustainable Online Ride-hailing Scheduling Problem Based on Multi-objective and Dynamic Solution Space Programming

LI Zhen¹, GUO Yu-Han²

¹(Software College, Liaoning Technical University, Huludao 125105, China)

²(College of Science, Zhejiang University of Science & Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract: Considering the balance among economic, environmental, and social benefits in ride-hailing operations, this study proposes a multi-objective schedule model that balances these three benefits, as well as an algorithm based on dynamic space programming. The model integrates traditional taxi services and shared transport for the first time, comprehensively covering four different interaction scenarios between drivers and passengers, to achieve synergistic improvement of the three benefits through optimization strategies. The algorithm creatively combines the LAPJV algorithm and the branch and bound method to ensure that the optimal matching strategy satisfying multi-objective optimization can be efficiently explored and determined under the given threshold constraints. Compared with SCIP, the average error of the algorithm is within 4%, and the average solving speed is improved by 99.1%. This study systematically applies this algorithm to solve and generate Pareto frontier graphs for different threshold constraints, intuitively displaying the trade-offs and changing trends of one of the three objectives (economic, environmental, and social benefits) under the constraints of the other two objectives. This study provides a decision-making basis for ride-hailing operations.

Key words: online ride-hailing; LAPJV algorithm; branch bound method; Pareto front

① 基金项目: 国家自然科学基金 (61404069); 辽宁省自然科学基金 (2019-ZD-0048); 浙江省自然科学基金重点项目 (LZ22F020007); 浙江科技学院青年科学基金 (2023QN022)

收稿时间: 2024-06-18; 修改时间: 2024-07-10; 采用时间: 2024-07-18; csa 在线出版时间: 2024-11-28

CNKI 网络首发时间: 2024-11-29

1 引言

相比于传统的出租车运营模式,网约车服务平台通过有效调度未充分利用的车辆资源,并直接桥接驾驶员与乘客,显著增强了城市的交通供给效率和车辆使用率。这一模式不仅促进了资源的优化配置,还顺应了兼职驾驶员对于灵活就业模式的需求。尤为重要的是,兼职驾驶员与乘客在共享行程中的协同出行,相较于个体单独驾驶,有效降低了总体二氧化碳排放量,彰显了对环境保护的正面贡献。网约车平台借助先进的算法支持,确保了乘客迅速抵达目的地,缩短候车时长,同时激励驾驶员提升服务质量,并为特殊需求群体提供优先便利,这些举措合力提升了社会福祉的整体水平。

尽管网约车服务平台以便捷高效著称,其可持续发展仍面临若干挑战,特别是其运营活动产生的碳排放对城市生态环境的潜在影响,以及高效满足公众出行需求对维持高水平社会福祉的至关重要性。因此,平台需兼顾环境保护与社会效应,采取综合性策略以确保可持续发展模式的可行性。

鉴于可持续发展目标间的多元性和相互制约性,任何单一的调度策略难以实现所有目标的同时最优化,而是需要在多目标之间寻求最优权衡。这意味着,在制定策略时,必须深刻理解各目标间的相互作用与取舍,以达成最合适的平衡状态,确保网约车服务的长期可持续发展与社会环境的和谐共生。从经济维度考虑,网约车平台的盈利模式在于每次成功完成乘客送达任务后向司机收取的服务费,此费用与司机收入成正比关系,意味着提升司机收入亦即间接增加了平台的经济收益。从司机个体利益出发,关注点集中在从当前位置至乘客起点的距离和行程中的油耗。对于兼职司机,还需考虑其自身目的地与乘客终点的距离协调。乘客则更关心整个行程的最短路径与时间。从环境维度考虑,私家车作为主要的二氧化碳排放源和城市交通拥堵诱因^[1],网约车平台通过高效整合利用私家车资源,优化了车辆使用效率,不仅提升了城市交通流通性,还相对减少了碳排放,并有效缓解了交通拥堵问题。算法优化下的乘客服务量增长、系统内车辆行程缩减及乘车时间减少,均直接有助于降低二氧化碳排放。从社会维度考虑,网约车平台承载着提升车辆使用效率、缩减乘客候车时间的职责^[2-6],这两点的改善直接促进了社会福利水平的提升。特别地,对老年人、残疾人、孕妇等特殊群体的特别关照更是社会福祉增进的关键表现。

当前对网约车的研究往往聚焦于单一目标的优化。Meng 等人^[7]建立了乘车需求下降、平稳和激增时需求市场竞争与供给市场竞争模型,通过纳什博弈论,把定价和服务结合起来,实现平台利润最大化。Yao 等人^[8]建立的模型兼顾动态的司机供应和乘客需求以及司机和乘客之间复杂的互动关系,推导出了导致更高匹配项接受率的共享乘车定价边界。Wu 等人^[9]建立了一个网约车服务评估模型,研究网约车服务对中国能源使用和二氧化碳排放的影响。Peng 等人^[10]建立了单方乘客匹配模型,将乘客对同伴的偏好作为匹配目标。Shi 等人^[11]利用车辆价值函数表征各区域车辆的时空价值并以此设计车辆调度算法来提高长期社会福利。

现有的研究忽视了现实世界中经济利益、环境影响与社会福祉三者的不可兼得性。为此,本文构建了一个融合经济、环境和社会 3 个维度的多目标模型,针对性地提出了一种基于动态解空间规划的多目标可持续网约车调度算法。该算法结合了 LAPJV 算法^[12]和分支限界法,旨在阈值约束下寻找到考虑多个可持续目标的最佳匹配方案。

本研究的核心贡献可概括为以下几个方面。

(1) 首次构建了一个综合性的匹配模型,该模型创新性地整合了传统的出租车服务与顺风车模式,旨在通过一个多元目标函数体系捕捉经济绩效、环境保护和社会责任 3 大可持续性关键维度,实现整体效益的最大化。

(2) 针对在特定约束条件下寻求各目标最优解的挑战,本研究设计并实现了一种新颖的算法——基于动态解空间规划的多目标可持续网约车调度算法。该算法结合了 LAPJV 算法以实时确定最优匹配对,以及分支限界法策略,用于在匹配结果未达预设阈值时灵活释放匹配组合,从而动态调整优化策略。

(3) 为了验证模型的实际应用价值与所提求解算法的有效性,依托真实网约车数据集,开展了深入的场景模拟分析。具体设计了涵盖出租车模式与顺风车模式的多种乘客容量场景,每种模式下各有不同的乘客数量设定,以此全面考察模型在多样情境下的表现与适应性。

2 问题定义

本文针对网约车服务平台的两大核心业务模式进行了深入探讨。

(1) 传统出租车服务模式 (C)

此模式下, 无论全职抑或兼职司机均以服务提供者身份融入交通生态系统. 平台根据乘客发出的出行请求, 智能匹配适宜的司机以完成接送服务. 司机在接收订单后, 遵循平台规划的路径前往乘客所在地, 并将其安全送达目的地.

(2) 顺风车模式 (H)

在此模式中, 司机与乘客各自拥有既定目的地, 通过共享行程实现部分路段的协同出行. 乘客向平台提交行程需求, 平台随即根据现有空闲司机资源, 高效匹配合适的服务提供者. 司机依据平台指示路线前往接载乘客, 并一同前往乘客的目的地, 之后继续驶向自己原本的目的地.

这两种模式中, 司机追求收益最大化, 而乘客则倾向于最小化等待及行程时间. 服务结束后, 司机向乘客收取行程费用, 平台从中抽取固定比例作为服务佣金.

2.1 角色定义

定义 1. 道路网. 网约车服务平台的运营机制基于有向图模型, 定义有向图为 $G=\langle N, E \rangle$, 其中 N 表示节点集, E 表示连接点的有向边的集合. 对于每一个属于节点集的节点 n 都包含两个属性: 经度 lon_n 和纬度 lat_n . 联合确定了该节点在现实世界中的确切位置. 有向边集 E 中的元素为 $\langle i, j \rangle$. $\langle i, j \rangle$ 表示: 从节点 i 到节点 j 的路径. 每一条有向边包含一个属性: 空间距离 W_{ij} .

定义 2. 路径. 用 $R(p, q)$ 表示从节点 p 到节点 q 的路径. 路径 R 包含在道路网 G 中. 节点 p, q 属于道路网中的节点集 N . 从节点 p 到节点 q 有多种路径. 定义 $Rs(p, q)$ 为从节点 p 到节点 q 的最短路径. 定义 $len(p, q)$ 为节点 p 到节点 q 的最短路径长度, 如式 (1) 所示:

$$len(p, q) = \sum_{(i, j) \in Rs(p, q)} W_{ij} \quad (1)$$

定义 3. 司机. 司机作为交通系统中出行服务的提供者, 记为 d . 在不同的运营模式中, 司机有不同的特征. 在出租车模式中, 定义 P_d 为司机的出发点位置. 在顺风车模式中, 定义 P_d^* 为司机的出发点位置. 定义 P_d^s 为司机的目的地位置. P_d, P_d^*, P_d^s 都属于节点集 N . 在顺风车模式中司机和乘客共乘一段路程. 在司机注册成为网约车司机时, 网约车平台记录司机的年龄 a_d , 性别 g_d , 驾龄 Y_{de} 和工龄 S_d 等信息. 网约车服务平台依据乘客对其所乘车辆司机的服务评价来计算形成一个反

馈评分 f_d , 这一评分成为衡量司机服务质量的一个重要指标. 它间接体现了多个服务维度: 如驾驶的平稳度, 准时度, 可靠性等.

定义 4. 乘客. 乘客是交通系统中出行服务的需求方, 记为 r . 定义 P_r^* 为乘客的出发点位置. 定义 P_r^s 为乘客的目的地位置. 在用户注册时, 网约车平台记录用户年龄 a_r 和性别 g_r 等信息, 以便更好地了解用户群体特征, 并根据这些信息优化服务体验. 对于特殊人群, 如孕妇、残疾人、学生等, 平台提供专门的标记, 让这类用户能够被识别, 从而享受更加贴心和适宜的服务.

定义 5. 司机乘客匹配对. 司机乘客匹配对指一位司机被指定为一位乘客提供出行服务. 根据现实情况, 一位乘客既可指单一个体, 也可指诸如家庭团体等多人群体的代表. 如一个家庭共同使用用车服务.

2.2 指标定义

本节介绍了几个指标并通过这些指标评估可持续性的 3 个底线.

2.2.1 经济底线

(1) 乘客的开销

乘客的开销体现在时间和金钱两个方面. 通过乘客出发点到目的地的距离来计算金钱上的开销, 通过乘客等待时间和在乘车过程中所需时间来计算时间上的开销. 起步价记为 λ 元. 平均每公里收费记为 θ 元. 一个司机乘客匹配对对应乘客的金钱开销, 记为 $\$r(d, r)$, 如式 (2) 所示:

$$\$r(d, r) = \begin{cases} \lambda, & len(P_r^*, P_r^s) \leq 1 \\ \lambda + \theta \times [len(P_r^*, P_r^s) - 1], & len(P_r^*, P_r^s) > 1 \end{cases} \quad (2)$$

(2) 司机利润

对于每一个司机乘客匹配对, 司机根据送客的里程数 $Rs(P_r^*, P_r^s)$ 收取费用. 司机的开销指出行路上的油耗情况. 在出租车模式中, 出行的路程包括司机当前位置到乘客出发点位置的距离 $Rs(P_d, P_r^*)$ 和乘客出发点到乘客目的地距离 $Rs(P_r^*, P_r^s)$. 在顺风车模式中, 出行的路程额外包括乘客终点到司机目的地的距离 $Rs(P_r^s, P_d^s)$. 每公里的油耗记为 f . 从节点 m 到节点 n 的油耗记为 $\mathcal{L}(m, n)$. $\mathcal{L}(m, n)$ 如式 (3) 所示. 每单位油耗记为 r 元. 定义司机匹配对的燃料消耗费用为 $\zeta(d, r)$. 式 (4) 给出了 $\zeta(d, r)$ 的内容.

$$\mathcal{L}(m, n) = len(m, n) \times f \quad (3)$$

$$\zeta(d, r) = \begin{cases} r \times [\xi(P_d, P_r^*) + \xi(P_r^*, P_r^*)], & \text{if C} \\ r \times [\xi(P_d^*, P_r^*) + \xi(P_r^*, P_r^*) + \xi(P_r^*, P_d^*)], & \text{if H} \end{cases} \quad (4)$$

司机的利润记为 $\varphi(d, r)$. 司机的利润定义为: 送客收取的费用减去燃料消耗的费用. 如式(5)所示:

$$\varphi(d, r) = \$r(d, r) - \zeta(d, r) \quad (5)$$

2.2.2 环境底线

网约车提供的出行服务对环境的主要影响是出行活动中释放的二氧化碳. 二氧化碳的排放量可以从两个方面来研究.

(1) 司机方面释放的二氧化碳

出行活动中释放的二氧化碳与油耗成正比. 每单位燃料释放的二氧化碳记为 τ . 每一个司机乘客匹配对释放的二氧化碳, 记为 $\Omega(d, r)$, 如式(6)所示:

$$\Omega(d, r) = \begin{cases} \tau \times [\xi(P_d, P_r^*) + \xi(P_r^*, P_r^*)], & \text{if C} \\ \tau \times [\xi(P_d^*, P_r^*) + \xi(P_r^*, P_r^*) + \xi(P_r^*, P_d^*)], & \text{if H} \end{cases} \quad (6)$$

在顺风车模式中, 如果司机没有匹配任何乘客, 此时该司机对应的二氧化碳排放量 Ω_d , 如式(7)所示:

$$\Omega_d = \tau \times \xi(P_d^*, P_d^*) \quad (7)$$

(2) 乘客方面释放的二氧化碳

如果乘客选择了网约车平台提供的出行服务, 乘客方面产生的二氧化碳计入司机方面产生的二氧化碳中. 如果乘客在网约车平台上未成功匹配到任何司机, 乘客可能会采用其他交通方式前往目的地. 乘客潜在的二氧化碳排放量为 Ω_r , 如式(8)所示:

$$\Omega_r = \tau \times \xi(P_r^*, P_r^*) \quad (8)$$

2.2.3 社会底线

在社会底线方面, 从以下几个方面考虑社会影响.

(1) 服务乘客的数量

每位乘客只能接受一位司机提供的出行服务, 所以服务乘客的数量等于最终司机乘客匹配对的数量.

(2) 乘客的等待时间

对于每一位乘客而言, 因为其出发点和目的地不变, 行驶的路径也不变, 只有司机开车速度有轻微变化, 所以乘客从出发点到达目的地的时间基本不变. 但是, 由于为乘客提供出行服务的司机未知, 所以对于不同的司机, 乘客的等待时间有明显不同. 乘客等待时间记为 $\Gamma(d, r)$. 司机的平均速度记为 v . $\Gamma(d, r)$ 如式(9)所示:

$$\Gamma(d, r) = \text{len}(d, r) / v \quad (9)$$

因为乘客的等待时间单位与其他社会指标测量单位不同, 所以本文将乘客的等待时间离散化. 将等待时间映射到0-1范围内的10个离散值上.

(3) 性别差异

本文考虑到司机乘客的性别差异^[13]对社会因素的影响. 司机乘客的性别差异记为 $\eta(d, r)$. 当司机乘客的性别不同时, $\eta(d, r)$ 的值为1. 当司机乘客的性别相同时, $\eta(d, r)$ 的值为0. 同时本文设置一个权重因子 μ 来调节性别差异在目标函数中的重要程度.

(4) 特殊人群

通过对特殊人群给予额外优先权可以有效地提升社会福利水平. 特殊人群包括老年人、残疾人、孕妇、学生等, 记为 ρ_r . 每当乘客符合这4种特殊身份中的任何一种条件时, ρ_r 值加1.

(5) 司机的服务水平和评价

网约车平台根据服务乘客对司机的打分情况生成司机的评价分数 f_d . 该评价分数反映了以往乘客的满意度以及司机在服务过程中的专业能力、态度等. 评价的分数越高说明司机的服务质量越高.

3 模型构建

最理想的方法是构造一个多目标优化模型, 并分别考虑每个准则. 但是, 对于本文研究的大型实例, 求解一个具有3个目标的模型并生成对应的帕累托前沿需要大量的时间. 所以本文将这些标准汇总成3个目标函数, 分别对应可持续性的3个底线. 每个标准的权重可以根据平台的政策或不同的评估方法, 如分析层次过程来确定^[14].

网约车服务平台需要根据不同的优化目标, 来确定不同的司机乘客匹配方案. 司机的集合记为 D . $D = \{d_i | i \in [1, n_d] \cap N_d\}$. n_d 表示当前处于空闲状态并随时准备接单的司机数量. N_d 表示网约车平台中已注册的司机总数. 乘客的集合记为 C . $C = \{r_i | i \in [1, n_r] \cap N_r\}$. n_r 为当前有出行服务需求的乘客人数. N_r 为网约车平台注册的乘客总人数. 司机乘客匹配情况记为 P , $P = \{X < d_i, r_j > | d_i \in D, r_j \in C\}$. $X < d_i, r_j >$ 的值为0或1. 当司机 d_i 匹配乘客 r_j 时, $X < d_i, r_j >$ 的值为1, 反之为0. 因此模型的3种目标定义如下.

(1) 经济目标函数 (obj1)

$$\arg\max_{X < d_i, r_j >} \sum_{d_i \in D, r_j \in C} \varphi(d_i, r_j) \times X < d_i, r_j >$$

(2) 环境目标函数 (obj2)

$$\begin{aligned} \operatorname{argmin} \sum_{X < d_i, r_j > d_i \in D, r_j \in C} \Omega(d_i, r_j) \times X < d_i, r_j > \\ + \sum_{d_i \in D} \Omega_d \times \left(1 - \sum_{r_j \in C} X < d_i, r_j > \right) \\ + \sum_{r_j \in C} \Omega_r \times \left(1 - \sum_{d_i \in D} X < d_i, r_j > \right) \end{aligned}$$

(3) 社会目标函数 (obj3)

$$\begin{aligned} \operatorname{argmax} \sum_{X < d_i, r_j > d_i \in D, r_j \in C} \varepsilon_1 \times X < d_i, r_j > - \sum_{d_i \in D, r_j \in C} \varepsilon_2 \times \Gamma(d_i, r_j) \\ + \sum_{d_i \in D, r_j \in C} \varepsilon_3 \times \mu \times \eta < d_i, r_j > \\ + \sum_{d_i \in D, r_j \in C} \varepsilon_4 \times \rho_r \times X < d_i, r_j > \\ + \sum_{d_i \in D, r_j \in C} \varepsilon_5 \times f_d \times X < d_i, r_j > \end{aligned}$$

其中, ε_1 、 ε_2 、 ε_3 、 ε_4 和 ε_5 是用来调节社会目标函数中不同子目标权重的权重因子. 因为乘客的等待时间应该最小化, 其他子目标最大化, 所以社会目标函数中是减去乘客的等待时间.

因为一位司机只能和一位乘客匹配, 所以本文做了限制, 如式 (10) 和式 (11) 所示:

$$\sum_{r_j \in C} X < d_i, r_j > \leq 1, \forall d_i \in D \quad (10)$$

$$\sum_{d_i \in D} X < d_i, r_j > \leq 1, \forall r_j \in C \quad (11)$$

在出租车模式中, 司机的利润必须保证为正值, 本文做了限制, 如式 (12) 所示:

$$\varphi(d_i, r_j) > 0 \quad (12)$$

帕累托最优性的定义如式 (13) 所示:

$$\operatorname{opt} f(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)]^T \quad (13)$$

其中, $f(x)$ 是目标函数的集合, x 是可行解的集合.

4 模型的解决方法

解决前文提出的多目标模型需要求出多目标模型对应帕累托前沿的解. 为此本文设计了一个专用算法: 基于动态解空间规划的多目标可持续网约车调度问题求解算法. 该算法结合了 LAPJV 算法以实时确定最优匹配对, 以及分支限界法策略, 用于在匹配结果未达预设阈值时灵活释放匹配组合, 从而动态调整优化策略.

在确定司机乘客匹配情况之前, 确定每个司机和每个乘客之间的最短路径和相应的指标可以有效地提升查找司机乘客匹配的速度. 本文使用 Dijkstra 算法确定司机到乘客之间的最短路径. 该算法属于贪心算法的一种, 通过不断更新起始节点到各个节点的最短路径长度来找到最短路径.

解决模型涉及以下几个步骤: 首先根据司机和乘客之间的最短路径和相应的基础数据生成司机和乘客之间不同目标的价值矩阵. 接着根据价值矩阵求解模型对应的单目标最优情况进而确定各自目标的上下限. 然后求解单个目标在另外目标阈值约束情况下的最优值. 最后对这一系列结果进行筛选, 生成帕累托前沿. 解决模型的总体结构图如图 1 所示.

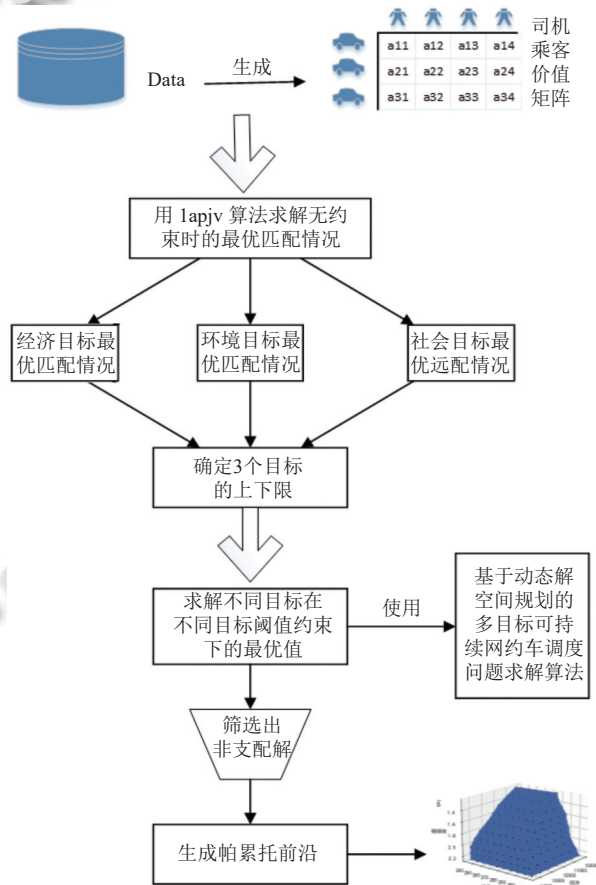


图1 解决模型系统架构图

4.1 帕累托前沿生成方法

本文需要根据三目标模型构建帕累托前沿. 如果想要研究双目标模型可以通过减少最外面一层约束实现. 帕累托前沿生成过程如图 2 所示.

首先在不考虑其他目标的情况下, 求出单个目标的最优匹配情况并确定每个目标的上下限. 在不考虑

环境目标 (obj2) 和社会目标 (obj3) 的情况下, 确定经济目标 (obj1) 的最优匹配情况 S_1^{opt} . 将 S_1^{opt} 对应的经济目标值记为 $V_{\text{obj1}}^{S_1}$, 对应的环境目标值记为 $V_{\text{obj2}}^{S_1}$, 对应的社会目标值记为 $V_{\text{obj3}}^{S_1}$. 其中 $V_{\text{obj1}}^{S_1}$ 值为经济目标的上限. 用这样的方式, 切换寻找最优匹配的目标, 求出当仅考虑环境目标 (obj2) 时的最优匹配情况 S_2^{opt} 和仅考虑社会目标 (obj3) 时的最优匹配情况 S_3^{opt} . S_2^{opt} 对应的经济目标值记为 $V_{\text{obj1}}^{S_2}$, 对应的环境目标值记为 $V_{\text{obj2}}^{S_2}$, 对应的社会目标的值记为 $V_{\text{obj3}}^{S_2}$. S_3^{opt} 对应的经济目标值记为 $V_{\text{obj1}}^{S_3}$, 对应的环境目标的值记为 $V_{\text{obj2}}^{S_3}$, 对应的社会目标值记为 $V_{\text{obj3}}^{S_3}$. 其中 $V_{\text{obj2}}^{S_2}$ 为环境目标的下限 L_{obj2} , $V_{\text{obj3}}^{S_3}$ 为社会目标的上限 U_{obj3} .

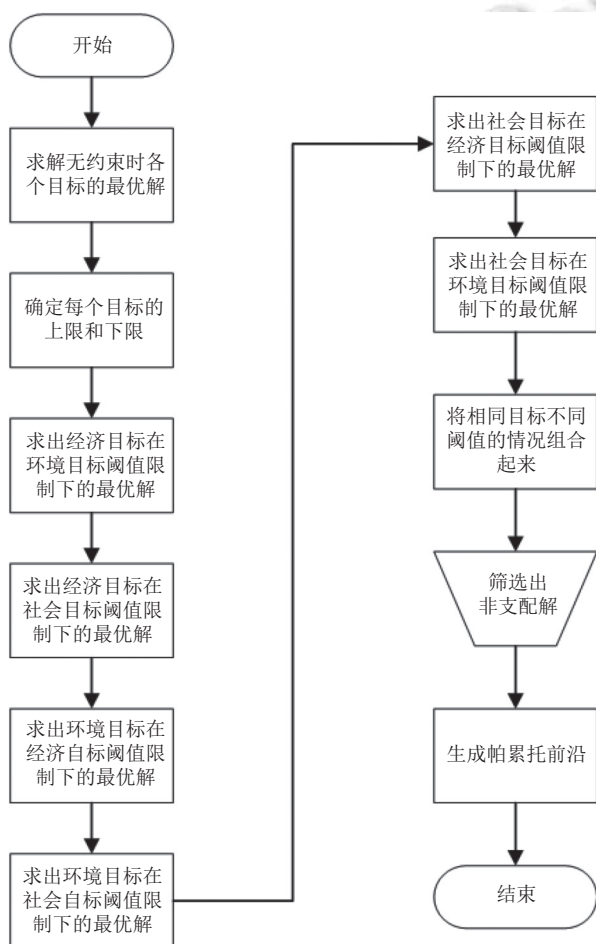


图2 生成帕累托前沿结构图

将 $\min(V_{\text{obj1}}^{S_2}, V_{\text{obj1}}^{S_3})$ 作为经济目标的下限 L_{obj1} , 将 $\min(V_{\text{obj3}}^{S_1}, V_{\text{obj3}}^{S_2})$ 作为社会目标的下限 L_{obj3} , 将 $\max(V_{\text{obj2}}^{S_1}, V_{\text{obj2}}^{S_3})$ 作为环境目标的上限 U_{obj2} .

接着求解不同目标在不同阈值约束下的最优值.

以在不同的环境目标阈值约束下, 求解经济目标 (obj1) 的最大值 Z_{obj1}^c 为例. 环境目标阈值记为 T_{obj2} . T_{obj2} 如式 (14) 所示:

$$T_{\text{obj2}} = L_{\text{obj2}} + \omega \times n \times D_{\text{obj2}}, n = 0, 1, \dots, n_{\text{max}} \quad (14)$$

其中, $D_{\text{obj2}} = U_{\text{obj2}} - L_{\text{obj2}}$, $\omega = 1/n_{\text{max}}$. n_{max} 为阈值个数.

其他目标阈值的设定和环境目标阈值 T_{obj2} 设定相同. 以这样的方式继续研究经济目标 (obj1) 在社会目标阈值 T_{obj3} 约束情况下的最大值 Z_{obj1}^s . 环境目标 (obj2) 在经济目标阈值 T_{obj1} 和社会目标阈值 T_{obj3} 约束下的最小值 Z_{obj2}^e 和 Z_{obj2}^s . 社会目标 (obj3) 在经济目标阈值 T_{obj1} 和环境目标阈值 T_{obj2} 约束情况下的最大值 Z_{obj3}^e 和 Z_{obj3}^c . 值得注意的是: 对于不同的目标, 阈值约束具有不同的含义. 对于经济目标 (obj1), 阈值约束是指司机乘客匹配结果对应的环境目标值和社会目标值不超过环境阈值 T_{obj2} 和社会的阈值 T_{obj3} . 对于社会目标 (obj3), 阈值约束是指司机乘客匹配结果对应的经济目标值和环境目标值不超过经济阈值 T_{obj1} 和环境目标阈值 T_{obj2} . 而对于环境目标 (obj2) 而言, 它是截然相反的, 它是指司机乘客匹配结果对应的经济目标值和社会目标值超过经济阈值 T_{obj1} 和社会阈值 T_{obj3} .

然后根据不同目标在单个阈值约束下求得的一系列最优值, 将相同目标, 不同目标阈值组合起来, 求得不同目标在另外两个目标共同约束下的最优值. 其中经济目标 (obj1) 在环境目标阈值 T_{obj2} 和社会目标阈值 T_{obj3} 共同约束下的最大值记为 Z_{obj1}^t . 环境目标 (obj2) 在经济目标阈值 T_{obj1} 和社会目标阈值 T_{obj3} 共同约束下的最小值记为 Z_{obj2}^t . 社会目标 (obj3) 在经济目标阈值 T_{obj1} 和环境目标阈值 T_{obj2} 共同约束下最大值记为 Z_{obj3}^t . 表达式如式 (15)–式 (17) 所示.

$$Z_{\text{obj1}}^t = \min(Z_{\text{obj1}}^c, Z_{\text{obj1}}^s) \quad (15)$$

$$Z_{\text{obj2}}^t = \max(Z_{\text{obj2}}^e, Z_{\text{obj2}}^s) \quad (16)$$

$$Z_{\text{obj3}}^t = \min(Z_{\text{obj3}}^e, Z_{\text{obj3}}^c) \quad (17)$$

最后根据各个目标在另外两个目标阈值共同约束情况下的最优值筛选出非支配解并生成帕累托前沿.

4.2 单目标模型的求解方法

本文需要确定在阈值约束情况下的最优匹配情况. 但是并没有这一方面的专有方法, 为此本文提出了一种专用的方法: 基于动态解空间规划的多目标可持续

网约车调度问题求解算法. 该算法以 LAPJV 算法和分支限界法为基础. LAPJV 算法是基于匈牙利算法的一种改进算法, 通常用于解决线性分配问题. 虽然该算法在处理线性分配问题时能够快速高效地找到最优的解决方案. 但是 LAPJV 算法并不能直接确定在阈值约束情况下的最优匹配问题. 为此在寻找最优匹配时将 LAPJV 算法和分支限界法结合起来.

以求经济目标在环境目标阈值约束情况下的最大值为例. 具体算法见算法 1.

算法 1. 基于动态解空间规划的多目标可持续网约车调度问题求解算法

输入: 经济价值矩阵 e , 环境价值矩阵 c , 经济与环境比值矩阵 r , 环境阈值 T , 比值矩阵无约束时的最优值: 临界值 s , 经济矩阵无约束时的最优值: 峰值 p .

输出: 最终匹配情况对应的经济目标最大值.

- 1) 判断环境阈值 T 是否大于临界值 s .
- 2) 如果环境阈值 T 不大于临界值 s , 则用比值矩阵求解阈值限制时的最优匹配情况.
- 3) 如果环境阈值 T 大于临界值 s , 计算部分阈值 $p_{.t}, p_{.t} = ((T-s)/(p-s) + 0.2) \times T$. 如果部分阈值 $p_{.t}$ 大于环境阈值 T , $p_{.t}$ 置为环境阈值 T .
- 4) 首先用比值矩阵求解部分阈值限制时的最优匹配情况, 然后在部分阈值限制时求得的匹配情况基础上, 用经济矩阵求解环境阈值限制时的最优匹配情况.
- 5) 返回最优匹配情况对应的经济目标值.

算法 1 中求阈值限制时的最优匹配情况见算法 2.

算法 2. 求解阈值限制时的最优匹配算法

输入: 经济价值矩阵 e , 环境价值矩阵 c , 环境阈值 T .

输出: 司机乘客匹配情况.

- 1) 用经济矩阵最大值减去经济矩阵, 将求经济最大值转化为求经济最小值.
- 2) 通过 LAPJV 算法寻找当前司机 d 的最优匹配乘客 r , 记为匹配对 $\langle d, r \rangle$.
- 3) 判断匹配对加入匹配列表后是否满足阈值, 如果满足则将匹配对加入匹配列表, 否则记录此时加入匹配对后匹配列表的环境值与环境阈值的差值 $space$.
- 4) 在匹配列表中通过分支限界法确定环境值大于 $space$ 且经济值之和最小的匹配组.
- 5) 判断匹配组的经济值是否小于当前匹配对 $\langle d, r \rangle$ 的经济值. 如果小于, 则释放匹配组中的匹配对, 将匹配对 $\langle d, r \rangle$ 加入匹配列表中. 如果不小于, 则认为当前司机 d 没有找到匹配乘客. 继续为下一位司机寻找匹配的乘客, 返回第 2) 步.
- 6) 返回司机乘客匹配情况.

在算法 2 中用到的分支限界法如算法 3 所示.

算法 3. 分支限界算法

输入: 经济价值矩阵 e , 环境价值矩阵 c , 阈值 T , 最大匹配个数 max_time , 空间 $space$, 已匹配列表 lst .

输出: 匹配组和匹配组对应的最小经济值.

- 1) 将匹配列表按经济值与环境值比值正序排序.
- 2) 按顺序将匹配对加入寻找释放匹配列表中, 直到个数超过设定的最大值 max_time 或者加入的匹配对的环境值大于等于 $space$ 结束.
- 3) 初始化优先队列 $queue$ 并加入 $(0, 0, 0)$.
- 4) 当优先队列 $queue$ 不空时, 从 $queue$ 中取出一个节点. 如果是最后一个节点, 判断找出的匹配组环境值之和是否大于等于 $space$. 如果大于等于 $space$ 则返回匹配组. 如果小于 $space$ 则认为没有找到匹配组.
- 5) 判断当前匹配组环境值之和是否等于 $space$. 如果等于则返回当前匹配组.
- 6) 继续判断匹配组加入当前节点是否小于 $space$. 如果是, 则优先队列加入选择该节点的情况. 如果不是, 更新最小值 min_val .
- 7) 计算此时的下限. 如果下限小于 min_val , 则优先队列加入不选择该节点的情况. 返回第 4) 步.
- 8) 返回匹配组和匹配组的经济值.

求经济目标在社会目标阈值限制情况下的最大值和求社会目标在其他目标阈值情况下的最大值和上述过程一致.

对于求环境目标在其他目标阈值限制情况下的最小值与上述过程有所不同. 以求环境目标在经济目标阈值限制情况下的最小值为例. 在算法 1 中第 1 次超过阈值依旧是加入匹配的. 在算法 2 分支限界法中是求经济值不超过 $space$ 最大的环境值对应的匹配组. 单目标模型的求解方法的流程图如图 3 所示.

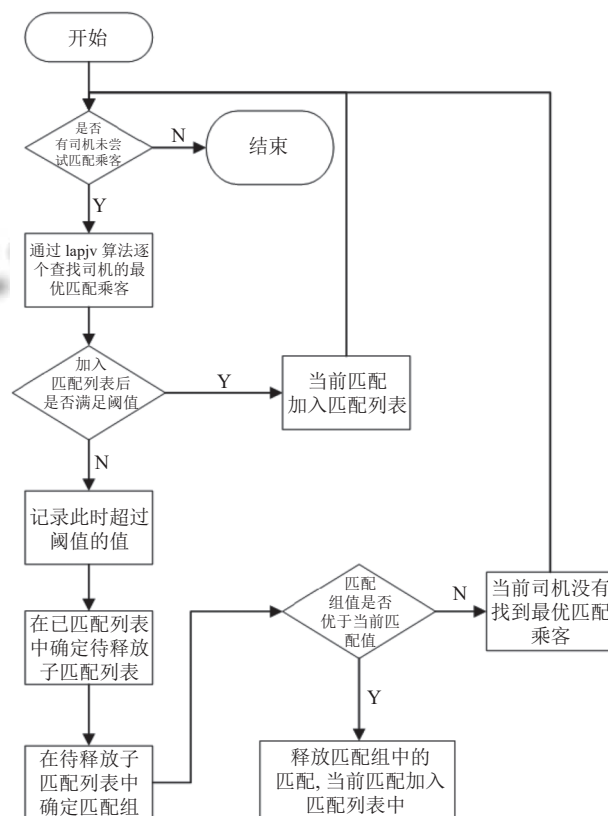


图 3 单目标模型求解方法流程图

时间复杂度分析: 设司机数量为 n_d , 乘客数量为 n_r . 单次确定当前司机对应的最优乘客的时间复杂度为 $O(n_r^2)$. 在已匹配列表中进一步确定需要释放的匹配组的范围, 记为匹配簇. 设匹配簇的个数为 m , 则在最坏情况下, 用分支限界法确定需要释放的匹配组的时间复杂度为 $O(2^m)$. 因为司机的个数为 n_d , 所以该算法的时间复杂度为 $O(n_d \times n_r^2 \times 2^m)$.

5 案例研究和结果

为确保研究结果贴近实际生活应用, 本文使用现实世界的真实数据集. 该数据由滴滴出行官方提供, 聚焦于中国成都市的出行情况. 为保护客户隐私, 对涉及司机与乘客的敏感信息, 如性别、年龄及特殊乘客群体的具体身份信息进行了匿名化处理. 本文设置 49.18% 的乘客为女性, 10.02% 的司机为女性. 9.71% 的乘客为老年人, 5.18% 的乘客为残疾人, 6.77% 的乘客为怀孕乘客. 仿真语言为 Python 3.9.13. 实验运行环境为 Intel(R) Core(TM) i7-7500U CPU@2.70 GHz 2.90 GHz.

为了更好的适应现实情况, 本文包含 4 种具有代表性的情况. 在两种网约车模型中, 设计的司机和乘客数量相同. 如表 1 所示.

表 1 各模式司机乘客数量

情形	司机数量	乘客数量	模式
1	700	1000	出租车模式
2	700	1000	顺风车模式
3	1000	700	出租车模式
4	1000	700	顺风车模式

表 2 列出了参数的值, 其中参数和权重 $\lambda, \theta, f, r, \tau, \varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4, \varepsilon_5, n_{\max}$ 可根据平台实际需要进行调整.

表 2 参数设置

参数	值
λ	7
θ	3
f	0.1
r	7.5
τ	2254
$\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon_4, \varepsilon_5$	0.2
$n_{\max}$	10

表 3 展示了情形 1 中的部分匹配情况以及司机乘客匹配对 3 个目标对应的值.

表 4 展示了仅优化单一目标时各目标最优值. 通过表 4, 能观察到这样一个现象: 聚焦于单一目标进行优化时会导致其他目标的表现偏离各自的最佳状态. 即在一个目标达到其最优解时, 此时的解在另外两个

目标下并不是最优的. 例如, 在情形 1 中, 当经济目标达到最大值 15 702.40 时, 此时的环境目标值由最小值 803 683 增加到 1 477 138, 社会目标值由最大值 314.76 减少到 268.85. 当环境目标达到最小值 803 683 时, 经济目标的值由最大值 15 702.40 减小到 9 356.19, 社会目标的值由最大值 314.76 减少到 271.49. 同样地, 当社会目标达到最大值 314.76 时, 经济目标的值由最大值 15 702.40 减少到 12 784.70, 环境目标的值由最小值 803 683 增加到 1 218 509. 相似地, 这一趋势在另外 3 种情形中亦得到了验证, 显示出在不同场景下该现象的普遍性.

表 3 部分匹配情况

司机乘客匹配对ID	司机ID	乘客ID	经济值(元)	环境值(克)	社会值
1	15	929	13.44	985	0.58
2	20	338	14.53	1073	0.72
3	21	947	17.27	1936	0.26
4	23	916	21.25	1776	0.5
5	27	359	44.80	7159	0.23
6	29	905	26.60	3613	0.1
7	32	432	19.73	2249	0.72
8	33	171	26.31	3077	0.32
9	38	839	25.46	2177	0.66
10	42	928	15.64	1772	0.3

表 4 优化单目标各目标最优值

情形	优化目标	目标值		
		经济值(元)	环境值(克)	社会值
1	经济	15 702.40	1 477 138	268.85
	环境	9 356.19	803 683	271.49
	社会	12 784.70	1 218 509	314.76
2	经济	14 266.80	1 960 983	243.03
	环境	8 122.09	1 223 096	250.77
	社会	9 183.01	2 261 963	313.43
3	经济	15 864.86	1 479 667	265.09
	环境	9 488.30	816 386	269.54
	社会	12 919.15	1 212 624	311.22
4	经济	14 081.07	1 960 438	241.43
	环境	8 365.47	1 253 194	255.12
	社会	9 181.47	2 346 378	314.78

图 4 展示了 4 种情形对应的最终帕累托前沿结果. 通过观察, 能发现 4 种情形对应的帕累托前沿虽然形状有所不同, 但是不同目标之间的关系是相似的. 总体来看, 经济底线和社会底线呈正相关关系. 经济底线和环境底线呈正相关关系. 环境底线和社会底线亦呈正相关关系.

在顺风车模式下, 鉴于司机在送达乘客至目的地后继续前往司机本身的目的地, 所以此时环境目标的值高于出租车模式中环境目标的值.

在情形 1 中, 当社会目标值由 280 增加到 300 时,

经济目标值增加缓慢. 当社会目标值由 300 增加到 315 时, 经济目标值增加迅速. 当社会目标值由 270 增加到 300 时, 环境目标值快速缓慢. 当社会目标值由 300 增加到 315 时, 环境目标值增加迅速. 在情形 4 中, 当环境目标值由 1 739 053 增加到 1 860 518 时, 经济目标值由 12 812.71 增加到 13 446, 此时的社会目标值由 298.48 增加到 302.59. 即环境目标值稍微增加一点, 此时的经济目标值可以大幅增大, 社会目标也得到一定程度的增加. 这意味着环境目标稍微变差可以使经济目标大幅度变优, 同时也使社会目标值变优. 同样的, 当经济目标值由 14 081 减少到 13 446 时, 环境目标值由 1 981 983 减少到 1 860 518. 即经济目标稍微变差可以使环境目标大幅度变好. 为更好地保护环境, 可以在经济下降不大, 环境急剧下降的时候, 适当地降低经济值. 为使司机的利润不会大幅降低, 可以调整网约车平台向司机收取的佣金比例.

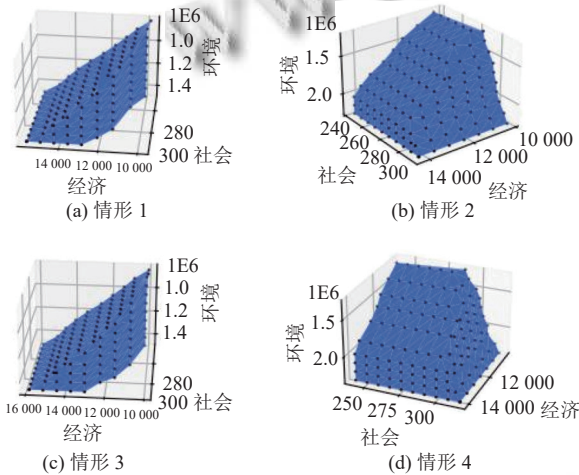


图4 帕累托前沿结果图

5.1 调整影响参数

本节研究不同目标随参数取值变动而展现出的动态趋势与特性.

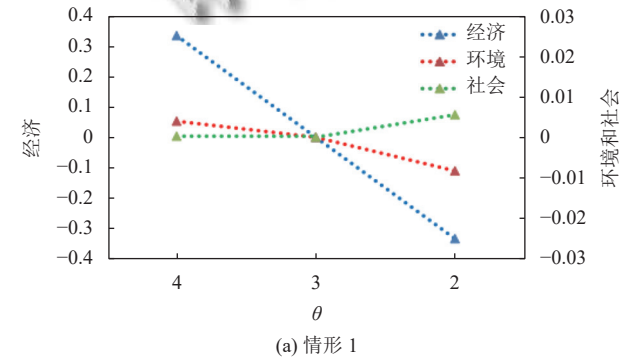


表 5 展示了不同 θ 值对不同目标的影响. 变化趋势如图 5 所示. 这里只优化经济目标. 能发现经济目标值随着 θ 值的增大而增大, 随着 θ 值的减小而减小. 在 4 种情形中, θ 值的变化对环境目标值和社会目标值的影响较小. 当司机人数小于乘客人数时, 随着 θ 值的减小, 环境目标值有所减小, 社会目标值有所增加. 这是因为司机更倾向于为距离更近的乘客服务, 这样减少了燃料消耗和乘客的等待时间.

表5 不同 θ 值各目标变化

情形	θ	最优目标值			提升 (%)		
		经济值 (元)	环境值 (克)	社会值	经济值	环境值	社会值
1	4	20 944.85	1 482 975	268.92	33.39	0.40	0.03
	3	15 702.40	1 477 138	268.85	—	—	—
	2	10 469.89	1 464 908	270.34	-33.32	-0.83	0.55
2	4	19 565.96	1 963 756	242.49	37.14	0.14	-0.22
	3	14 266.80	1 960 983	243.03	—	—	—
	2	8 977.06	1 940 894	245.09	-37.08	-1.02	0.85
3	4	21 162.65	1 482 709	264.83	33.39	0.21	-0.10
	3	15 864.86	1 479 667	265.09	—	—	—
	2	10 576.24	1 465 513	266.67	-33.33	-0.96	-0.60
4	4	19 319.15	1 966 868	241.00	37.20	0.33	-0.18
	3	14 081.07	1 960 438	241.43	—	—	—
	2	8 855.00	1 938 643	243.62	-37.11	-1.11	0.91

表 6 展示了不同的社会因子权重对 3 种目标的影响. 3 种目标在不同的社会因子权重下的变化趋势如图 6 所示. 此时只考虑社会目标. 在只考虑等待时间因子时, 此时的社会目标值是负值, 所以对每一个司机乘客匹配对的社会值加 1, 以保证社会目标值是正值. 其中正值表示优化, 负值表示恶化. 能观察到当仅考虑社会目标时, 经济目标会有不同程度的下降, 环境目标总体呈上升趋势. 仅考虑一种社会因子时, 社会目标总体呈上升趋势. 对于特殊人群社会因子, 社会目标值有所下降. 这是因为即便此时已经达到了当前社会目标的最大值, 但是由于特殊人群的数量较少, 所以最终社会目标值才会更小.

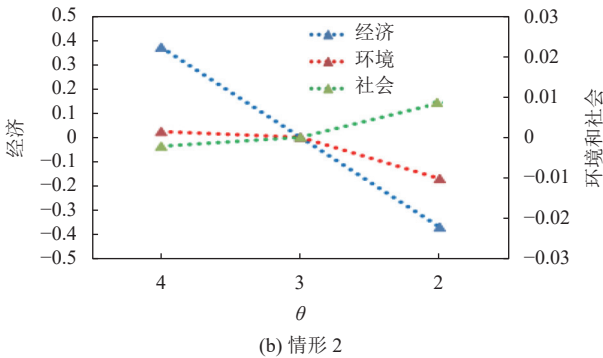


图5 不同 θ 值对不同目标变化趋势图

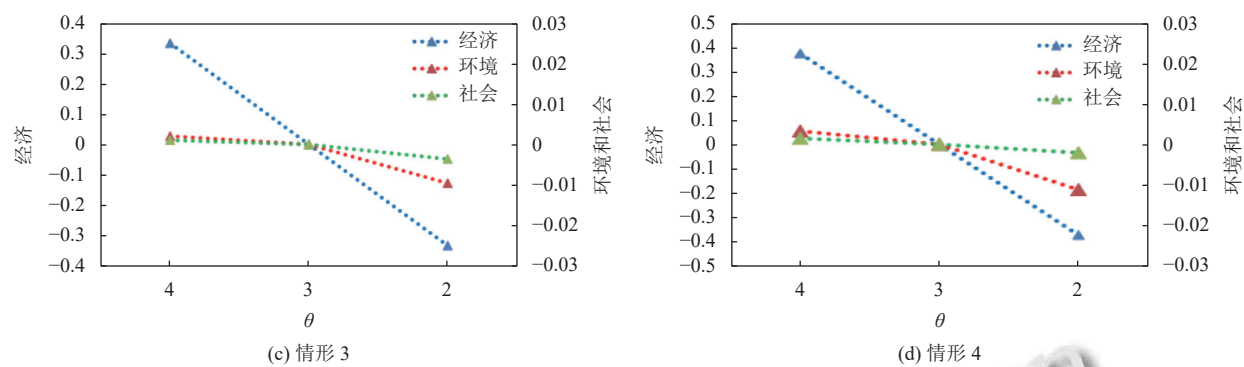


图5 不同 θ 值对不同目标变化趋势图 (续)

表6 不同社会因子权重各目标变化

ε	情形	最优目标值			提升 (%)		
		经济值 (元)	环境值 (克)	社会值	经济	环境	社会
$\varepsilon=0.2$	1	12784.70	1218509	314.76	—	—	—
	2	9183.01	2261963	313.43	—	—	—
	3	12919.15	1212624	311.22	—	—	—
	4	9181.47	2346378	314.78	—	—	—
$\varepsilon_1=1$	1	9951.78	2140368	700.0	-22.16	75.65	122.39
	2	5837.55	3267499	700.0	-36.43	44.45	123.34
	3	9826.61	2098721	700.0	-23.94	73.07	124.92
	4	5878.34	3348569	700.0	-35.98	42.71	122.38
$\varepsilon_2=1$	1	12743.11	1175690	611.04	-0.33	-3.51	94.13
	2	9063.35	2256749	609.74	-1.30	-0.23	94.54
	3	13058.31	1180582	614.65	1.08	-2.64	97.50
	4	9192.48	2316254	613.60	0.12	-1.28	94.93
$\varepsilon_3=1$	1	9798.62	2108623	334.20	-23.36	73.05	6.18
	2	5905.55	3294834	342.60	-35.69	45.66	9.31
	3	9827.46	2143081	336.60	-23.93	76.73	8.16
	4	5983.64	3371998	331.80	-34.83	43.71	5.41
$\varepsilon_4=1$	1	9931.37	2134535	212.0	-22.32	75.18	-32.65
	2	5861.57	3340781	216.0	-36.17	47.69	-31.09
	3	9799.21	2127815	204.0	-24.15	75.47	-34.45
	4	5837.95	3331953	225.0	-36.42	402.00	-28.52
$\varepsilon_5=1$	1	9952.92	2140027	419.30	-22.15	75.63	33.21
	2	5833.07	3268846	406.80	-36.48	44.51	29.79
	3	9829.57	2097830	405.60	-23.91	73.00	30.32
	4	5883.61	3346986	413.40	-35.92	42.64	31.33

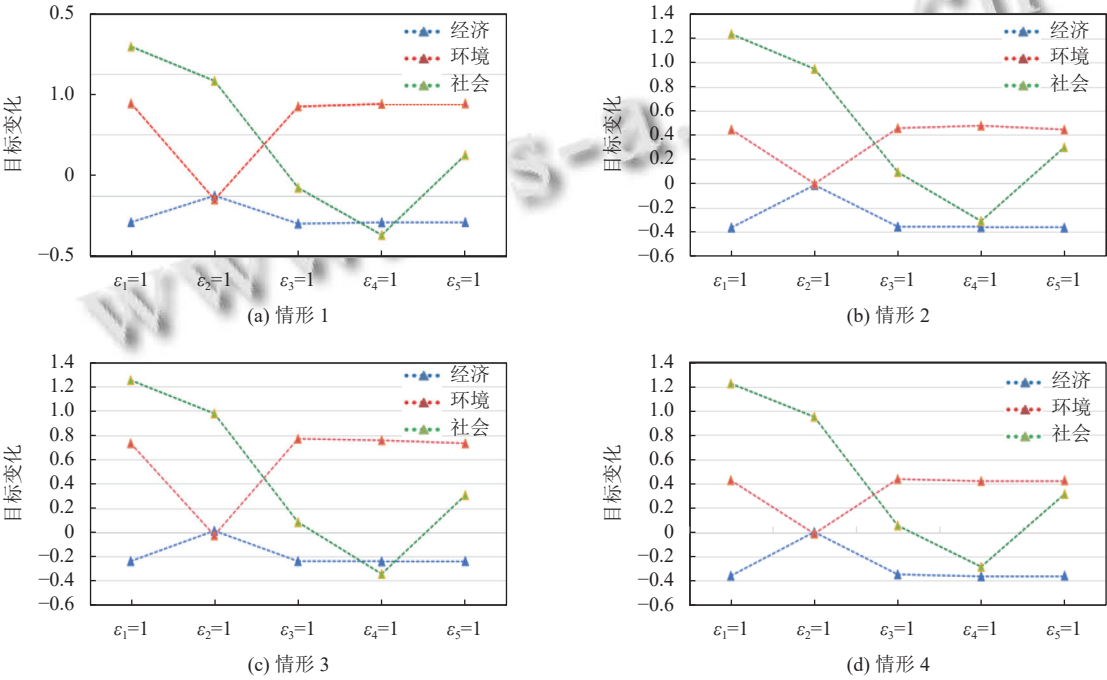


图6 不同社会因子权重对不同目标变化趋势

5.2 敏感性分析

为了验证本文提出的算法在解决模型时的有效性,在本小节中展示了不同数据规模下模型的求解时间,以及对比本文提出的方法和 SCIP 方法求解差异.

表 7 展示了情形 1 中不同数据规模下,求解经济目标 (obj1) 在环境目标阈值 T_{obj2} 限制下的最大值所用的时间. 不同数据规模下求解时间的变化趋势如图 7 所示. 环境目标阈值 T_{obj2} 为环境目标在无限限制时的最优值. 司机和乘客的数量从 20 人逐步增加到 1 500 人. 本文设定司机和乘客的人数比为 1:1.4. 通过表 7,可以观察到本文提出的方法求解时间随着数据规模的增加呈指数增加趋势.

表 8、图 8 和图 9 展示本文设计的算法与 SCIP^[15] 算法的时间和质量上的差异. 通过表 8,可以得知本文提出的算法平均误差在 4% 内使得平均速度提升了 99.11%. 这意味着本文提出的算法在保证相对较高的准确性的前提下,显著提高了求解速度.

表 7 不同数据规模求解时间

司机人数	乘客人数	求解时间 (s)
20	28	0.02
50	70	0.07
80	112	0.19
100	140	0.36
200	280	1.31
400	560	7.17
800	1 120	30.63
1 000	1 400	58.78
1 200	1 680	64.99
1 500	2 100	101.40

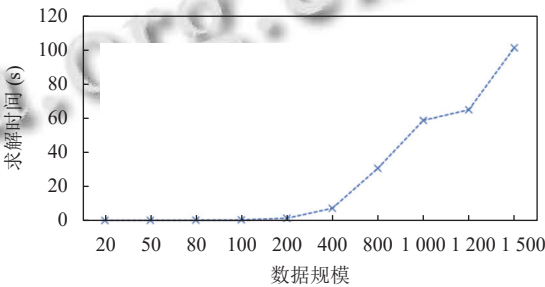


图 7 不同数据规模求解时间

表 8 本文方法和 SCIP 对比

环境阈值	本文方法求解时间 (s)	SCIP求解时间 (s)	本文求解值	SCIP求解值	相对误差 (%)	速度提升 (%)
803 683	20.87	5 902.25	9 884.81	10 136.35	2.54	99.65
878 511	9.10	3 710.38	10 601.44	10 899.72	2.81	99.75
953 339	18.97	4 209.71	11 168.98	11 652.81	4.33	99.55
1 028 168	13.60	14 477.13	11 757.83	12 398.41	5.45	99.91
1 102 996	16.86	4 455.14	12 401.29	13 130.90	5.88	99.62
1 177 824	24.11	5 486.73	13 121.13	13 838.48	5.47	99.56
1 252 653	37.38	3 683.68	13 799.13	14 500.09	5.08	98.99
1 327 481	69.66	3 373.48	14 347.72	15 041.91	4.84	97.94
1 402 309	164.65	6 342.35	14 844.75	15 463.28	4.17	97.40
1 477 138	36.75	2 882.62	15 702.41	15 702.41	0.00	98.73

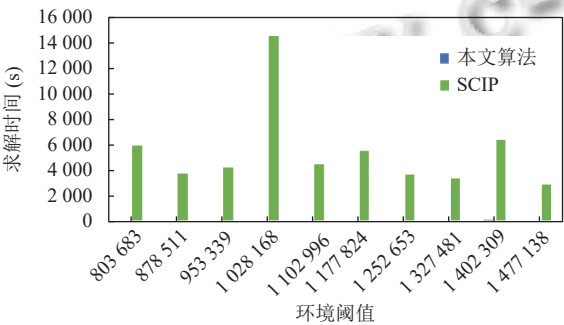


图 8 本文算法和 SCIP 求解时间

6 结论与展望

本文以一种新的角度,即可持续性的角度来研究网约车调度问题.涵盖了日常交通领域的两大代表性

模式——传统的出租车服务模式与新兴的顺风车模式,综合分析了广泛认可的经济要素,并且扩展至环境与社会因素的影响,实现了评估视角的多元化.建立了一个同时考虑三重底线指标的整体多目标数学模型,在 3 个目标之间寻求最优权衡.为求解设计的模型,本文提出了一个专用算法:基于动态解空间规划的多目标可持续网约车调度问题求解算法.该算法相较于 SCIP 平均速度提升了 99.11%. 本文根据实际情境下的真实数据样本并通过帕累托前沿分析方法,对所构建模型的有效性进行了严谨的验证,从而增强了分析结论的实践意义与可靠性.

为更好地研究本文提出的方法在现实世界的效果,计划改用其他城市的真实数据来验证本文提出的模型

和方法. 为更好地适用于现实世界, 将探索其他指标对模型和方法的影响.

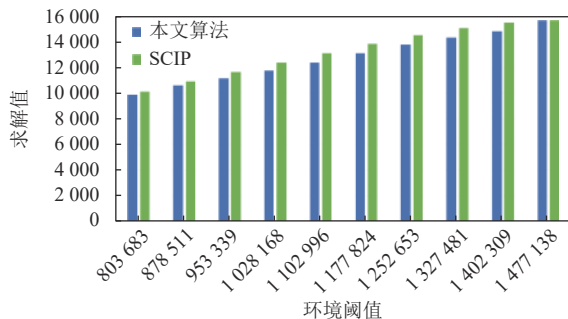


图9 本文算法和 SCIP 求解质量

参考文献

- Hensher DA. Climate change, enhanced greenhouse gas emissions and passenger transport—What can we do to make a difference? *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2008, 13(2): 95–111. [doi: [10.1016/j.trd.2007.12.003](https://doi.org/10.1016/j.trd.2007.12.003)]
- Chen LJ, Olhager J, Tang O. Manufacturing facility location and sustainability: A literature review and research agenda. *International Journal of Production Economics*, 2014, 149: 154–163. [doi: [10.1016/j.ijpe.2013.05.013](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2013.05.013)]
- Guo YH, Hu FX, Allaoui H, *et al.* A distributed approximation approach for solving the sustainable supply chain network design problem. *International Journal of Production Research*, 2019, 57(11): 3695–3718. [doi: [10.1080/00207543.2018.1556412](https://doi.org/10.1080/00207543.2018.1556412)]
- Mohammed F, Selim SZ, Hassan A, *et al.* Multi-period planning of closed-loop supply chain with carbon policies under uncertainty. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2017, 51: 146–172. [doi: [10.1016/j.trd.2016.10.033](https://doi.org/10.1016/j.trd.2016.10.033)]
- Sherafati M, Bashiri M, Tavakkoli-Moghaddam R, *et al.* Achieving sustainable development of supply chain by incorporating various carbon regulatory mechanisms. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2020, 81: 102253. [doi: [10.1016/j.trd.2020.102253](https://doi.org/10.1016/j.trd.2020.102253)]
- Arampantzi C, Minis I. A new model for designing sustainable supply chain networks and its application to a global manufacturer. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 156: 276–292. [doi: [10.1016/j.jclepro.2017.03.164](https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.03.164)]
- Meng QF, Li WJ, Li Z, *et al.* B2C online ride-hailing pricing and service optimization under competitions. *Journal of Industrial and Management Optimization*, 2022, 18(6): 4049–4069. [doi: [10.3934/jimo.2021147](https://doi.org/10.3934/jimo.2021147)]
- Yao R, Bekhor S. A ridesharing simulation model that considers dynamic supply-demand interactions. *Journal of Intelligent Transportation Systems*, 2024, 28(1): 31–53. [doi: [10.1080/15472450.2022.2098730](https://doi.org/10.1080/15472450.2022.2098730)]
- Wu T, Shen Q, Xu M, *et al.* Development and application of an energy use and CO₂ emissions reduction evaluation model for China's online car hailing services. *Energy*, 2018, 154: 298–307. [doi: [10.1016/j.energy.2018.04.130](https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.04.130)]
- Peng ZX, Shan WX, Zhu XN, *et al.* Many-to-one stable matching for taxi-sharing service with selfish players. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2022, 160: 255–279. [doi: [10.1016/j.tra.2022.04.012](https://doi.org/10.1016/j.tra.2022.04.012)]
- Shi B, Xia YM, Xu S, *et al.* A vehicle value based ride-hailing order matching and dispatching algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2024, 132: 107954. [doi: [10.1016/j.engappai.2024.107954](https://doi.org/10.1016/j.engappai.2024.107954)]
- Jonker R, Volgenant T. A shortest augmenting path algorithm for dense and sparse linear assignment problems. In: Schellhaas H, Beek P, Isermann H, *et al.* eds. *Proceedings of the 16th Annual Meeting of DGOR in Cooperation with NSOR/Vorträge der 16. Jahrestagung der DGOR zusammen mit der NSOR*. Berlin: Springer, 1988. 622.
- Hidayati I, Tan W, Yamu C. How gender differences and perceptions of safety shape urban mobility in Southeast Asia. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, 2020, 73: 155–173. [doi: [10.1016/j.trf.2020.06.014](https://doi.org/10.1016/j.trf.2020.06.014)]
- Pishchulov G, Trautrimis A, Chesney T, *et al.* The voting analytic hierarchy process revisited: A revised method with application to sustainable supplier selection. *International Journal of Production Economics*, 2019, 211: 166–179. [doi: [10.1016/j.ijpe.2019.01.025](https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.025)]
- Bestuzheva K, Besançon M, Chen WK, *et al.* Enabling research through the SCIP optimization suite 8.0. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 2023, 49(2): 22.

(校对责编: 张重毅)