

【交通物流 / Transportation Logistics】

考虑乘客出行选择的需求响应公交调度方法

孙洁, 靳文舟, 张永

华南理工大学土木与交通学院, 广东广州 510640

摘要: 需求响应公交模式的1个关键问题是如何在确保运营商盈利的同时, 为乘客提供高质量的服务. 为设计出高效的需求响应公交调度方案, 运用多元logit模型描述乘客出行选择行为, 制定基于服务水平的票价策略; 将品类优化方法与公交调度问题相结合, 建立考虑品类优化的需求响应公交动态调度模型, 设计改进动态插入算法进行求解; 分别以Sioux Falls经典路网进行模拟算例分析, 并以广州市黄埔区路网进行实际算例分析. 针对模拟算例的优化结果验证了模型的可行性, 针对实际算例的结果表明, 该模型在高峰期和非高峰期服务乘客的比例分别达到83.3%和90.0%, 且改进动态插入算法能够实现对乘客需求的秒级响应, 相较于里程票制, 基于服务水平的票制使运营利润和乘客服务率分别提高18.2%和5.0%, 相较于单一出行方案, 提供多种备选方案的品类优化使运营利润和乘客服务率分别提高27.4%和12.8%, 且平均票价减少6.3%, 验证了本模型在提升运营商经济效益和乘客服务质量方面的有效性.

关键词: 交通运输工程; 公交调度; 需求响应公交; 多元logit模型; 品类优化; 票价策略

中图分类号: U491; C935

文献标志码: A

DOI: 10.3724/SP.J.1249.2025.02192

Demand responsive transit scheduling method considering passenger travel choice

SUN Jie, JIN Wenzhou, and ZHANG Yong

School of Civil Engineering and Transportation, South China University of Technology, Guangzhou 510640, Guangdong Province, P. R. China

Abstract: Demand responsive transit service faces the challenge of maintaining operating profits while complying with passenger preferences. To address this, a multinomial logit model was established to describe passenger travel choice behaviors, and a service-level-based pricing was developed. Subsequently, assortment optimization was integrated with transit scheduling to establish a dynamic scheduling model for demand responsive transit. An improved dynamic insertion algorithm was designed to efficiently solve the model. Finally, case studies were conducted using the Sioux Falls network for simulation analysis and the actual road network of Huangpu District in Guangzhou for practical analysis. The simulation case validates the feasibility of the model. Meanwhile, the practical case demonstrates that during peak periods, the model services 83.3% of passenger demands, and 90.0% during off-peak periods. The improved dynamic insertion algorithm can respond to passenger demands in seconds. Compared with the trip-based pricing, the service-level-based pricing increases operating profits and passenger service rates by 18.2% and 5.0%, respectively. Moreover, offering multiple service alternatives through assortment optimization increases operating profits and passenger service rates by 27.4% and 12.8%, respectively, while

Received: 2024-05-27; **Accepted:** 2024-11-20; **Online (CNKI):** 2024-12-25

Foundation: National Natural Science Foundation of China (52072128)

Corresponding author: Professor JIN Wenzhou (ctwzhjin@scut.edu.cn)

Citation: SUN Jie, JIN Wenzhou, ZHANG Yong. Demand responsive transit scheduling method considering passenger travel choice [J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 2025, 42(2): 192-204. (in Chinese)



reducing average price by 6.3%. These results confirm that our proposed model outperforms the traditional scheduling model in terms of improving economic benefits and the number of passengers served.

Key words: transportation engineering; transit scheduling; demand responsive transit; multinomial logit model; assortment optimization; pricing strategy

需求响应公交(demand responsive transit, DRT)是一种介于传统公交与出租车之间的新型公共交通服务模式,既具有集约式运输的高运量和环保优势,又能适应乘客多元化和定制化的需求,为乘客提供高效、灵活的出行选择。然而,实际运营中常难以在经济效益和服务质量之间取得平衡,有必要提出一种新型需求响应公交调度方法,以保障运营商和乘客两类主体的利益。

在需求响应公交调度研究方面,郑乐等^[1]提出动态离站时间窗策略和待选站点策略,以增强可变线路式公交的运行服务能力。胡迪等^[2]设计一种新型线路可偏移式需求响应公交服务系统,建立调度模型并使用精确算法进行求解。LYU等^[3]建立一种同时优化站点位置、路线、时刻表及乘客选择概率的调度模型,提出有效的启发式框架对模型进行求解。GALARZA等^[4]考虑一种需求响应型接驳服务,提供强制性公交站点和可选公交站点,并运用大规模邻域搜索启发式算法求解。孙倩等^[5]以系统总成本最小为目标建立模型,提出遗传算法和邻域搜索算法相结合的启发式算法进行求解。HUANG等^[6-7]采用动态插入方法来处理乘客需求。

在票价策略研究方面,贺韵竹等^[8]提出考虑预约乘客等待时间的需求响应公交运营模式,根据乘客等待时间进行差别定价。靳文舟等^[9]基于上车站点性质及是否提前预约将乘客进行分类,对乘客的不同服务质量采取差异化收费。ASPLUND等^[10]评估了优化公交服务票价与发车频率对系统效益的影响。岳昊等^[11]提出定制公交的浮动票价机制,基于票价支付假设规则计算乘客最终支付票价。

在乘客出行选择方面,SHARIF等^[12]提出固定线路公交和需求响应公交的一体化网络设计,并通过多元logit模型分析乘客行为。DONG等^[13]考虑乘客效用最大化,提出机会约束下的混合整数规划模型,并通过logit模型捕捉乘客偏好。ZHOU等^[14]考虑定价公平性和乘客出行选择行为,达到优化车辆分配策略的目的。SHARIF等^[15]提出动态选择驱动的拨号乘车问题,利用选择模型和品类优化将乘客行为整合至运营计划中。

综上所述可见,现有需求响应公交调度方案大

多由运营商结合自身目标进行设计,提供给乘客的出行方案通常是单一且固定的,乘客除提出出行请求外不具备任何选择权,且无法影响线路的生成,乘客和运营商之间缺乏有效的动态交互机制,未能将经济效益和服务质量平衡好。在票价策略方面,现有研究集中于静态票价和静态定价方式的组合,或随时间段变化的动态定价,鲜见根据乘客实际出行选择对票价进行动态调整,并将其与运营效益和路径规划相关联。在乘客出行选择方面,已有研究广泛讨论了乘客在不同交通模式下的选择行为,但对需求响应公交细分方案和品类的研究尚显不足。

本研究提出一种考虑乘客出行选择的需求响应公交调度方法,利用离散选择模型和品类优化将乘客行为纳入考量。采用多元logit模型对乘客出行选择过程进行建模,制定基于服务水平的票价策略,建立考虑品类优化的DRT动态调度模型,并设计改进的动态插入算法对模型进行求解。基于Sioux Falls经典路网和广州市黄埔区实际路网分别进行模拟算例和实际算例分析,验证本研究模型和算法有效。

1 需求响应公交建模

1.1 问题描述

本研究提出的需求响应公交运营模式如图1。模型设有两类站点,预先设定的客流较大的停靠点为固定站点,临时加入的客流较小的停靠点为备选站点。车辆沿固定站点连接而成的基准线路行驶,在此基础上可以适当偏离基准线路以服务备选站点的乘客需求,因此,车辆运行途经站点随乘客需求动态变化。这种根据乘客预约情况灵活调度的站点可偏移式需求响应公交服务模式,不仅能满足乘客出行需求,提高服务精准程度,还能减少不必要的空驶行程和班次,解决常规公交运营的亏损问题。

运营场景与规则如图2。图2(a)为模型总体运营时间轴,包括动态交互阶段 T_1 、等待发车阶段 T_2 和实时响应阶段 T_3 。其中,在 T_1 阶段,乘客依次提交预约需求,运营商基于先到先服务原则进行处理,双方动态交互机制如图2(b)所示;在 T_2 阶段,

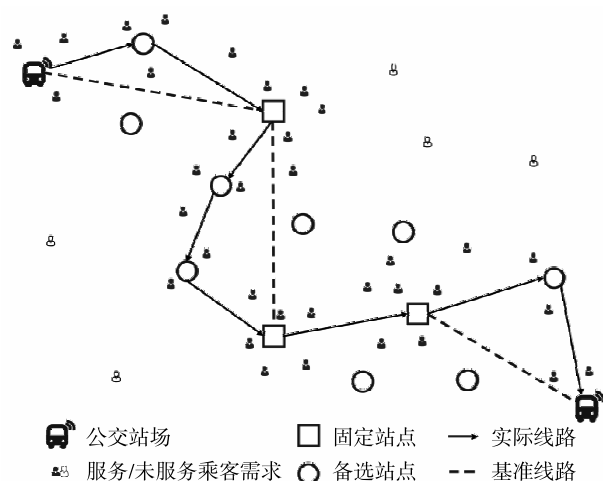
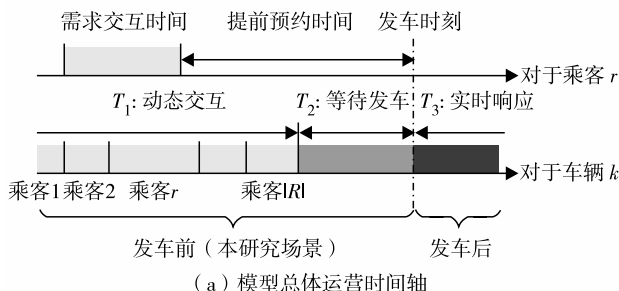
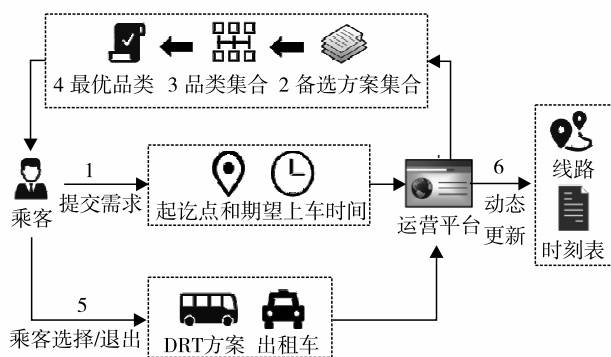


图1 站点可偏移式需求响应公交运营模式示意

Fig. 1 The operation mode of flexible-stop demand responsive transit.



(a) 模型总体运营时间轴



(b) T_1 动态交互阶段流程

图2 运营场景与规则

Fig. 2 Operation scenarios and rules. (a) Overall operation timeline of model and (b) dynamic interaction process of T_1 .

运营商不再接收新的预约需求并输出最终运行线路和时刻表；在 T_3 阶段，运营商根据 T_2 阶段输出的调度方案进行服务，途中可能出现新乘客提交的实时需求，此时运营商需进行实时响应并更新线路和时刻表。由于本研究的重点在于通过离散选择模型和品类优化来考虑乘客出行选择行为，故仅针对发车前的 T_1 和 T_2 阶段展开讨论，发车后的 T_3 实时响应可作为后续研究方向。

乘客与运营商的动态交互机制为：

步骤1 乘客 r 提前 1 d 在运营平台提交预约需求，包括上车位置、下车位置和期望上车时间。

步骤2 运营商根据乘客需求产生多种可行备选方案，即乘客具体的出行计划，包含上车站点、下车站点、出发时间窗和票价等信息。

步骤3 运营商根据可行方案产生所有可能组合的品类集合。品类集合即由 1 个或多个方案构成的集合，其作用是为乘客提供多样化的出行选择，以满足不同需求和偏好。品类中包含的方案越多，可提供给乘客的选择就越多，通过组合 n 个方案，运营商可以生成 2^n 个品类。

步骤4 运营商以期望利润最大为目标，从品类集合中为乘客挑选 1 个最优品类。最优品类包含 ≥ 1 种可行方案，使乘客具备出行方案的选择权。

步骤5 乘客以出行效用最大为目标，在最优品类中选择 1 个最优方案，或退出选择转用出租车出行。步骤 1—5 在短时间内完成了图 2(a) 中乘客 r 的需求交互。

步骤6 若乘客选择 DRT 方案，则需支付票价完成预约，运营商根据乘客选择动态调整运行线路和时刻表；若乘客退出选择，则预约取消，运行线路和时刻表保持不变。至此完成单个乘客的需求响应。循环以上步骤，继续处理下一个乘客需求。

1.2 模型要素

1.2.1 多元 logit 模型

乘客在运营平台提交预约需求后，运营商将根据乘客需求产生多组备选方案，本研究设定备选方案由上下车站点和出发时间窗两部分组成。基于乘客上下车站点性质，将站点类型划分为 4 类^[16]。类型 I：乘客上下车站点均为固定站点；类型 II：乘客上车站点为固定站点，下车站点为备选站点；类型 III：乘客上车站点为备选站点，下车站点为固定站点；类型 IV：乘客上下车站点均为备选站点。对于出发时间窗，最早出发时间即乘客期望上车时间 τ_r ，最迟出发时间为乘客期望上车时间 τ_r 与延迟上车时间 h 之和。本研究参考靳文舟等^[9, 15]研究结果，确定 ΔT 和 $2\Delta T$ 两种延迟上车时间，故得到 2 种出发时间窗。因此，4 种站点类型和 2 种出发时间窗可以得到 8 种备选方案集合，具体可通过扫描文末右下角二维码查看补充材料图 S1。

为评估每个备选方案的服务质量，构建多元 logit 模型对乘客选择行为进行建模，如式(1)——

(3). 在该模型下, 乘客倾向于在所有备选方案及退出方案中选择效用最大的.

$$u_a = v_a + \varepsilon_a, \quad \forall a \in A \quad (1)$$

$$v_a = C_{AS} + \beta_{DRT}^f f_a + \beta_{DRT}^t t_a + \beta_{DRT}^h h_a \quad (2)$$

$$v_0 = \beta_{taxi}^f f_0 + \beta_{taxi}^t t_0 \quad (3)$$

其中, 式(1)表示备选方案 a 的效用值 u_a ; v_a 和 ε_a 分别为备选方案 a 的固定效用和随机效用; A 为备选方案集合. 式(2)表示备选方案 a 的固定效用 v_a ; C_{AS} 为特定常数, 反映效用函数中所有未观测到因素的均值; β_{DRT}^f 、 β_{DRT}^t 和 β_{DRT}^h 分别为DRT出行方式下的票价系数、在车时间系数和延迟上车时间系数; f_a 、 t_a 和 h_a 分别为备选方案 a 的票价、在车时间和延迟上车时间. 式(3)表示退出选择的固定效用 v_0 , 即乘客不选择DRT方案转用出租车出行的效用; β_{taxi}^f 和 β_{taxi}^t 分别为出租车出行方式下的费用系数和在车时间系数; f_0 为出租车的出行费用, 包括起步价、里程费和时长费等, 其计价方式参考滴滴出行, 即起步价为13.0元, 超过3 km后里程费为1.6元/km, 超过10 min后时长费为0.5元/min; t_0 为乘坐出租车的时间, 计算时运行速度取50 km/h.

1.2.2 基于服务水平的票价策略

依据不同乘客对服务质量的要求, 建立基于服务水平的票价策略, 考虑不同站点类型和延迟上车时间下乘客应支付的差异化票价: ① 乘客选择备选站点的个性化服务票价. 在4种上下车站点中, 类型Ⅱ和Ⅲ各有1个备选站点, 类型Ⅳ有2个备选站点, 根据乘客服务水平和车辆绕行所产生的新增行驶成本, 可以将Ⅱ和Ⅲ类站点的票价定为同一水平, 第Ⅳ类站点的票价是第Ⅱ和Ⅲ类的两倍. ② 乘客因延迟上车得到的补偿票价. 为确保乘客服务水平, 给予延迟上车的乘客一定的票价优惠, 即补偿票价. 上述两种差异化票价可表示为

$$\theta_a = \begin{cases} 0, & \forall a \in \{(Z_1, h) | h \in H\} \\ \vartheta, & \forall a \in \{(Z_{\{2,3\}}, h) | h \in H\} \\ 2\vartheta, & \forall a \in \{(Z_4, h) | h \in H\} \end{cases} \quad (4)$$

$$\rho_a = \begin{cases} \tau\Delta T, & \forall a \in \{(Z_p, \Delta T) | Z_p \in Z\} \\ 2\tau\Delta T, & \forall a \in \{(Z_p, 2\Delta T) | Z_p \in Z\} \end{cases} \quad (5)$$

其中, 式(4)表示乘客选择备选站点的个性化服务票价 θ_a ; 式(5)表示乘客因延迟上车得到的补偿票价 ρ_a ; ϑ 为选择1个备选站点的个性化服务票价; Z

为站点类型集合, $Z = \{Z_p | p = 1, 2, 3, 4\}$, Z_1 为第Ⅰ类站点, $Z_{\{2,3\}}$ 为第Ⅱ和Ⅲ类站点, Z_4 为第Ⅳ类站点; H 为乘客延迟上车时间集合, $H = \{h | h = \Delta T, 2\Delta T\}$; τ 为乘客延迟上车时间价值感受值. 因此, 乘客应支付的基于服务水平的票价 F_a 为

$$F_a = f\omega_{O,D} + \theta_a - \rho_a, \quad \forall a \in A \quad (6)$$

其中, $f\omega_{O,D}$ 表示基本距离票价; f 为单位公里票价; $\omega_{O,D}$ 为上车站点 O 到下车站点 D 的最短路距离.

1.2.3 品类优化

基于1.2.1节中DRT运营模式下对于备选方案的定义, 品类可视为由1个或多个方案构成的集合. 不同方案集合可以形成不同品类, 找到最合适的方案集合(即最优品类)是提升运营商盈利水平和乘客服务率的关键, 即运营商需要根据乘客偏好, 从备选方案中选择提供给乘客的子集, 以达到期望利润最大的目的. FISHER等^[17]的研究表明, 当运营商提供最大最全的方案集合时, 虽然看起来倾向于提升乘客服务率, 但往往不是极大化期望利润的方案. 因此, 本研究将品类优化与DRT调度优化结合, 以期从众多品类集合中挑选出1个最优品类, 既满足运营商期望利润最大, 同时又为乘客提供1种及以上的备选方案, 赋予乘客出行方案的选择权.

定义选择概率来评估乘客面对品类中多组方案时的选择倾向, 当式(1)中的随机效用 ε_a 相互独立且服从Gumbel分布时, 得到乘客在品类 s 中选择备选方案 a 的概率 $P(a; s)$ 和退出选择的概率 P_0 分别为

$$P(a; s) = \frac{e^{v_a}}{e^{v_0} + \sum_{a' \in A} e^{v_{a'}}}, \quad \forall s \in S, a \in A \quad (7)$$

$$P_0 = 1 - \sum_{a \in A} P(a; s), \quad \forall s \in S \quad (8)$$

其中, a' 为索引变量, 用于遍历集合 A 中的所有备选方案. 品类优化在DRT优化中的应用示例如图3, 即当1个乘客需求到达时, 如何依次生成备选方案、品类、最优品类和最优方案. 有关图3的具体说明, 可扫描文末右下角二维码查看补充材料附录S1.

1.3 模型假设

本研究模型基于如下假设: ① 备选站点均匀分布在由固定站点连接而成的基准线路附近, 为减小品类规模计算复杂度, 当乘客提交上车和下车位

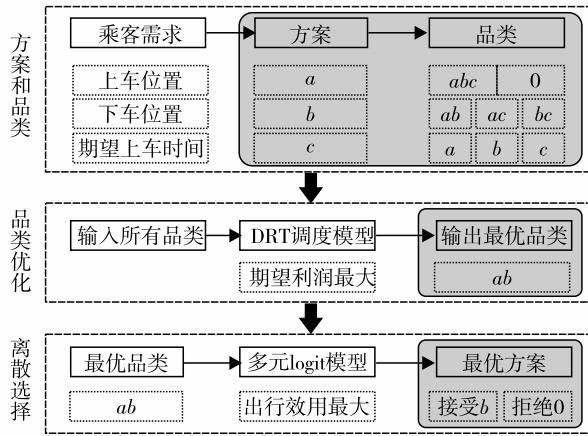


图3 品类优化在DRT中的应用

Fig. 3 The application of assortment optimization in DRT.

置后, 仅考虑距离上下车位置最近的固定站点和备选站点. ② 当无可用车辆或无可行方案服务乘客时, 运营商可以拒绝乘客需求; 当退出选择的效用大于选择DRT方案的效用时, 乘客也可以拒绝运营商提供的方案. ③ 乘客上下车时间保持恒定, 假设车辆在每个站点的停靠时间为1 min. ④ 每个需求的乘客数量均为1, 若需求大于1, 则将其拆分成多个乘客数量为1的预约信息相同的需求. ⑤ 乘客按照给定的出发时间窗到达上车站点, 不考虑早到、迟到和不到的情况. ⑥ 道路条件良好, 不考虑外部条件对车辆运行的干扰, 车辆行驶速度恒定.

1.4 模型符号

V 为所有站点集合, $V = \{V_G, V_P\}$; V_G 为固定站点集合, $V_G = \{1, 2, \dots, n\}$; V_P 为备选站点集合, $V_P = \{n+1, n+2, \dots, n+m\}$; R 为乘客需求集合, $R = \{r | r = 1, 2, \dots, |R|\}$, 其中, $1, 2, \dots, r-1$ 是已确定的乘客需求, r 是新到达的乘客需求; O 和 D 分别为乘客上车站点和下车站点集合; N 为出行需求信息集合, $N = \{O_r, D_r, \tau_r, r \in R, O_r \in V, D_r \in V, O_r \neq D_r\}$, O_r 和 D_r 分别为乘客 r 的上下车站点, τ_r 为乘客 r 的期望上车时间; K 为车辆数集合, $K = \{k | k = 1, 2, \dots, |K|\}$; Z 为站点类型集合, $Z = \{Z_p | p = 1, 2, 3, 4\}$; H 为延迟上车时间, $H = \{h | h = \Delta T, 2\Delta T\}$; A 为方案集合, $A = \{(Z_p, h) | Z_p \in Z, h \in H\}$, 其中, $a = (Z_p, h)$ 表示1个备选方案; S 为品类集合.

参数 d_{ij} 为站点 i 到站点 j 的实际行驶距离; ω_{ij} 为站点 i 到站点 j 的最短路距离; C_0 为车辆单位距离

运营成本; C_U 为派出车辆的固定成本; v 为车辆运行速度; ε 为绕行系数, 即实际行驶时间与最短路径时间的比值; $Q_{\max}$ 为车辆额定载容量; $T_{\max}$ 为车辆最大行驶时间; $l_{\max}$ 为车辆最大行驶里程; M 为1个足够大的正数.

辅助变量 F_a 为备选方案 a 的总票价; σ_r^k 为车辆 k 服务完乘客 r 后的总成本; δ_a 为服务备选方案 a 的总成本; q_i 为站点 i 的人数变化, 若站点 i 乘客下车人数大于上车人数, 则 q_i 为负, 否则 $q_i \geq 0$; Q_{ik} 为车辆 k 到达站点 i 后车内的乘客数量; T_i^k 为车辆 k 到达站点 i 的时刻; $[E_i, L_i]$ 为已确定需求的乘客出发时间窗, 其中, $i \in O \setminus \{O_r\}$.

以下为决策变量定义. 若车辆 k 从站点 i 驶向站点 j , $X_{ijk} = 1$, 否则为0; 若车辆 k 服务站点 i , $Y_{ik} = 1$, 否则为0; 若使用车辆 k , 车辆 k 从起点出发, $U_k = 1$, 否则为0; 若品类 s 提供给乘客, $\eta_s = 1$, 否则为0; 若乘客在品类 s 中选择了备选方案 a , $\gamma_{as} = 1$, 否则为0; 若车辆 k 服务备选方案 a , $Z_{ak} = 1$, 否则为0.

1.5 调度模型

本研究模型可表示为

$$\max_{s \in S} \left\{ \eta_s \sum_{a \in A} (F_a - \delta_a) P(a; s) \right\}, \quad \forall s \in S \quad (9)$$

$$\delta_a = \sum_{k \in K} (\sigma_r^k - \sigma_{r-1}^k) Z_{ak}, \quad \forall a \in A, k \in K \quad (10)$$

$$\sigma^k = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} C_0 d_{ij} X_{ijk} + C_U U_k, \quad \forall k \in K \quad (11)$$

约束条件为

$$\sum_{j \in V \setminus \{1\}} X_{1jk} = 1, \quad \forall k \in K \quad (12)$$

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in V} X_{ijk} = 1, \quad \forall i \in O \setminus \{O_r\} \quad (13)$$

$$\sum_{j \in V} X_{ijk} = \sum_{j \in V} X_{jik} = Y_{ik}, \quad \forall i \in V \setminus \{1, n\}, k \in K \quad (14)$$

$$\sum_{j \in V} X_{O_r, jk} = \sum_{j \in V} X_{D_r, jk}, \quad \forall r \in R, k \in K \quad (15)$$

$$\sum_{i \in V} \sum_{j \in V} d_{ij} X_{ijk} \leq l_{\max}, \quad \forall k \in K \quad (16)$$

$$T_i^k + \frac{d_{ij}}{v} - M(1 - X_{ijk}) \leq$$

$$T_j^k, \quad \forall i \neq j, i \in V, j \in V, k \in K \quad (17)$$

$$E_i \leq T_i^k \leq L_i, \quad \forall i \in O \setminus \{O_r\}, k \in K \quad (18)$$

$$\tau_r - M(1 - Z_{ak}) \leq T_{O_r}^k \leq \tau_r + h + M(1 - Z_{ak}), \quad \forall r \in R, a \in A, k \in K \quad (19)$$

$$\frac{d_{i(i+1)}}{v} \leq \varepsilon \frac{\omega_{i(i+1)}}{v}, \quad \forall i \in V_G \setminus \{n\} \quad (20)$$

$$T_{D_r}^k - T_{O_r}^k \leq \varepsilon \frac{\omega_{O_r, D_r}}{v}, \forall r \in R, k \in K \quad (21)$$

$$T_{D_r}^k - T_1^k \leq T_{\max}, \forall k \in K \quad (22)$$

$$Q_{ik} + q_i - M(1 - X_{ijk}) \leq Q_{jk}, \forall i \neq j, i \in V, j \in V, k \in K \quad (23)$$

$$Q_{ik} \leq Q_{\max}, \forall i \in V, k \in K \quad (24)$$

$$\sum_{s \in S} \eta_s = 1 \quad (25)$$

$$\sum_{k \in K} Z_{ak} = \sum_{s \in S} \eta_s \gamma_{as}, \forall a \in A \quad (26)$$

$$\sum_{j \in V} X_{O_r, jk} \leq \sum_{a \in A} Z_{ak}, \forall k \in K \quad (27)$$

$$Z_{ak} \leq \sum_{j \in V} X_{O_r, jk}, \forall k \in K, a \in A \quad (28)$$

$$X_{ijk}, Y_{ik}, U_k, \eta_s, \gamma_{as}, Z_{ak} \in \{0, 1\}, \forall i \neq j, i \in V, j \in V, k \in K, \forall a \in A, \forall s \in S \quad (29)$$

其中, 式(9)表示模型目标函数为品类期望利润最大, 品类中每个方案的利润等于票价收入减去总成本; 式(10)和(11)表示总成本包括线路更新产生的额外行驶成本和新调度车辆产生的固定成本; 式(12)表示所有车辆必须从始发站场出发; 式(13)表示所有已确定的乘客需求都由1辆车访问; 式(14)表示流平衡约束; 式(15)表示乘客的上下车站点由同一辆车访问; 式(16)表示每辆车的行驶里程不超过最大行驶里程; 式(17)表示车辆 k 到达站点 j 的时间不会早于离开站点 i 的时间; 式(18)表示已确定需求的乘客上车时间在已确定的出发时间窗内; 式(19)表示新到达需求的乘客上车时间在备选方案 a 的出发时间窗内; 式(20)表示车辆在相邻两个固定站点间的运行时间不超过最大绕行时间; 式(21)表示乘客乘车时间不超过其最大乘车时间; 式(22)表示车辆运行总时间不超过限制的最大行驶时间; 式(23)表示车辆 k 到达站点 j 后的乘客数不低于离开站点 i 时的乘客数; 式(24)表示车辆在任何时刻的载客量不超过额定载客量 $Q_{\max}$; 式(25)表示只能为乘客提供1个品类; 式(26)表示品类 s 中的每个备选方案都由1辆车提供服务; 式(27)表示若车辆 k 访问新乘客的上车站点, 则该车辆至少服务品类中的1个备选方案; 式(28)表示若车辆 k 服务1个备选方案, 则该车辆必访问新乘客的上车站点; 式(29)为决策变量的取值范围。

2 改进动态插入算法

2.1 算法流程

运营商需要对新到达的乘客需求进行及时响应. 本研究运用改进的动态插入算法来处理乘客和运营商之间的动态交互问题, 设计4种插入算子, 为每个乘客需求寻找所有可行的接送方案, 然后基于运营商期望利润最大得到最优品类, 最后根据乘客出行选择更新运行线路和时刻表. 改进动态插入算法的具体流程步骤如下.

步骤1 设定固定站点 V_G 、备选站点 V_p 及初始线路集合 L .

步骤2 随机生成乘客 r 的预约需求 N .

步骤3 根据预约需求 N 生成备选方案集合 A .

步骤4 根据 O_r 和 D_r 确定每个备选方案 a 的插入类型并采用相应插入算子1至插入算子4, 在所有既有线路 L 中寻找所有满足约束条件的可行插入方案; 若乘客 r 无可行插入方案, 则新派车辆 k .

步骤5 计算所有可行方案的成本 δ_a 、票价 F_a 和利润 E_a .

步骤6 根据可行方案生成品类集合 S , 并基于品类期望利润最大输出最优品类 s^* .

步骤7 乘客 r 在最优品类 s^* 中选择出行效用最大的方案或退出选择.

步骤8 更新线路集合 L 和服务乘客集合 R .

步骤9 转入步骤3处理下一个乘客需求 $r+1$.

2.2 插入算子

新到达需求的乘客不同上下车站点类型对于已确定需求乘客的影响存在差异, 如第Ⅱ类站点 Z_2 只有终点的插入对已确定需求的乘客存在影响, 而对于第Ⅳ类站点 Z_4 , 其起终点的插入均对已确定需求的乘客存在影响, 因此, 插入过程中的插入检验会有所不同. 本研究根据上下车站点类型 Z_1 至 Z_4 分别设计插入算子1至4, 其计算步骤可通过扫描文末右下角二维码查看补充材料附录S2. 图4以最复杂的插入算子4为例展示总体流程.

3 模拟算例分析

3.1 基准网络案例

使用经典的Sioux Falls网络(图5)来验证本模型的有效性. 该网络包含24个节点、38条双向路

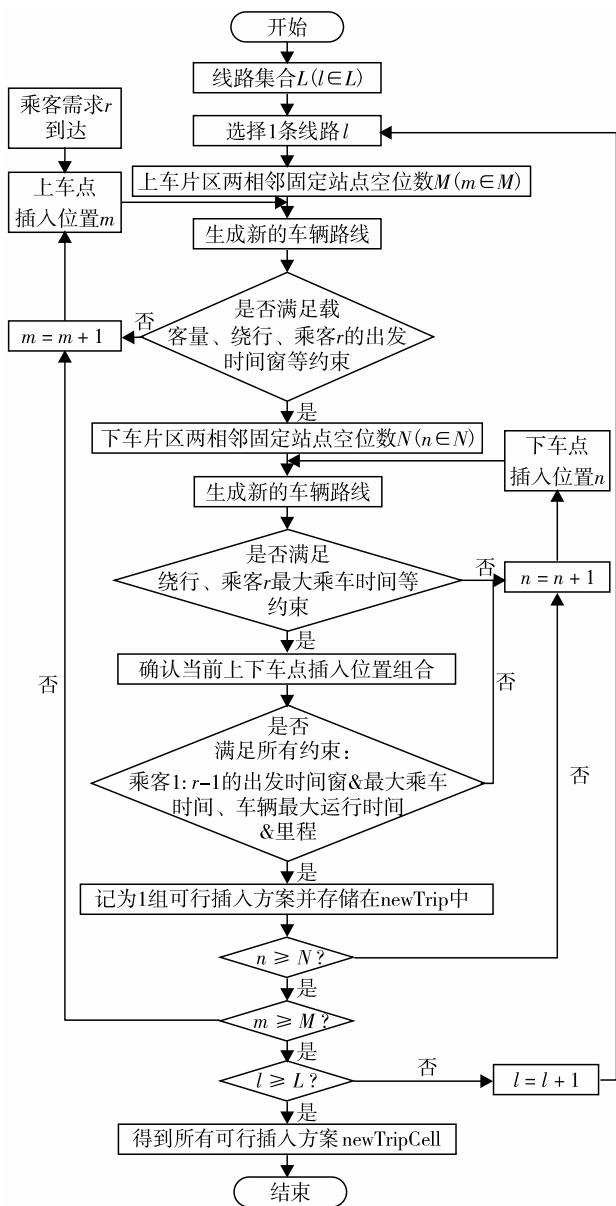


图4 插入算子4的算法流程

Fig. 4 The algorithm process of insert operator 4.

段以及 528 组起讫点 (origin-destination, OD) 对, 线路上的数字表示路段的距离, 单位为 km. 假设 1 号和 13 号站点为需求响应公交首发站点, 灰色圆圈代表 13 个固定站点, 白色圆圈代表 11 个备选站点, 设定两条基准运行线路, 线路 1 途经站点为 1—3—4—11—10—9—8—16, 线路 2 途经站点为 13—24—23—22—20.

随机生成 20 个乘客需求, 模型参数根据现实中公交运营情况和相关文献进行设置. 对于多元 logit 模型, 参考 LYU 等^[3]对定制公交选择模型的参数估计结果, 设置 $C_{AS} = 0.969$, β_{DRT}^f 、 β_{DRT}^s 及 β_{DRT}^h 分别为 -0.196、-0.241 及 -0.140, β_{taxi}^f 和 β_{taxi}^s 分别为

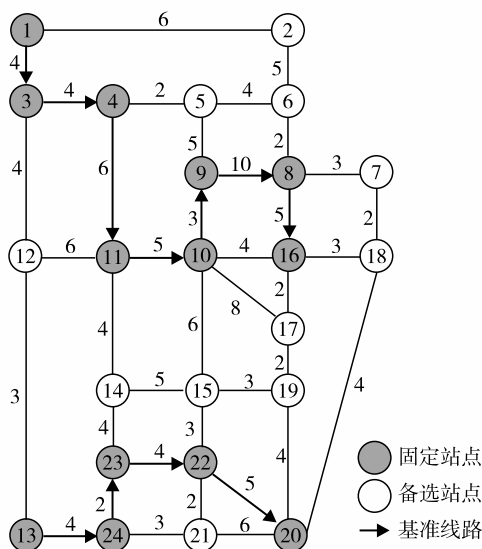


图5 Sioux Falls 网络

Fig. 5 Sioux Falls network.

-0.314 和 -0.066; 对于调度模型, 设定 DRT 运行速度为 40 km/h, 额定载客量为 15 人, 通过折算司机薪资和车辆折旧成本, 将固定成本设为 35 元/辆, 车辆单位距离运营成本主要包括燃油成本和保修成本, 设为 0.5 元/km, 最大绕行系数为 3, 单位公里票价为 1.0 元, 选择 1 个备选站点的个性化服务票价为 2.1 元^[18], 两种延迟上车时间分别为 5 min 和 10 min, 乘客延迟上车时间价值感受值为 0.2 元/min^[8].

3.2 优化结果

从车辆调度方案和乘客服务情况两个方面进行优化结果分析. 车辆调度方案包括每辆车运行时经过的站点、服务乘客编号、线路长度、行驶时间、票价收入、运营成本及企业利润. 具体优化结果如下: 第 1 条线路走向为 {1—3—4—11—10—9—10—16—17—16—8—6—8—6—8—16—17—16}, 服务 10 个乘客为 {2, 4, 7, 12, 13, 14, 17, 18, 19, 20}, 线路长度 55 km, 行驶时间 99.5 min, 票价收入 97.6 元, 运营成本 62.5 元, 企业利润 35.1 元; 第 2 条线路走向为 {13—12—13—24—23—22—20—18—20—19}, 服务 8 个乘客为 {1, 3, 5, 6, 8, 9, 11, 15}, 线路长度 33 km, 行驶时间 58.5 min, 票价收入 72.0 元, 运营成本 51.5 元, 企业利润 20.5 元. 在乘客服务情况方面, 20 位乘客中共有 19 位乘客选择了 DRT 服务, 其中, 有 1 位乘客 (乘客 16) 拒绝了 DRT 服务并选择出租车出行, 乘客总体服务率为 95%, 平均支付票

价为9元。此外, 由于乘客 10 无法插入两条基准线路中, 故为其生成新线路进行响应。

综上可见, 本研究模型和算法在求解小规模算例时具有良好的可行性和普适性。通过动态插入算法对考虑品类优化的 DRT 动态调度模型进行求解, 能够得出合理的车辆调度方案和乘客服务情况。

4 实际算例分析

4.1 算例描述

为研究本模型在解决不同规模 DRT 调度问题中的性能, 并验证算法的运行效率, 以中国广州市黄埔区永和街道部分区域为例进行实际算例分析。通过在线地图和实地调研获取站点信息, 站点经纬度以及站点间行驶距离通过调用高德应用程序编程接口(application programming interface, API)获取, 站点分布图可通过扫描文末右下角二维码查看补充材料图 S2。共设有 9 个固定站点(编号 1—9)和 17 个备选站点(编号 10—26), 固定站点 1 和 9 分别还用作起点站场和终点站场。本研究设置早高峰(08:00—09:00)、早平峰(09:00—10:00)和午低峰(10:00—12:00)不同规模客流场景, 并在黄埔区实际路网上分别随机生成 60、30 和 20 个乘客需求。模型参数取值与模拟算例一致, 见 3.1。算例在配置为 Intel Core i7-8750H @2.20 GHz, 8 GBytes RAM

的计算机上利用 Matlab 编程求解。

4.2 优化结果

算法求解得到 3 种客流场景下的车辆调度方案如表 1。可见, 在高峰期(早高峰时段), 系统共调用 4 辆车, 乘客服务率达到 83.3%; 在非高峰期(早平峰和午低峰时段), 系统分别调用 2 辆车, 乘客服务率均达到 90.0%, 显示出该调度系统在不同时段的适应性。车辆行驶里程和行驶时间平均维持在 17 km 和 40 min。早高峰 4 个班次的平均票价分别为 6.3、7.7、8.3 和 6.9 元, 总利润为 219.6 元, 早平峰 2 个班次的平均票价分别为 7.5 元和 8.3 元, 总利润为 137 元, 午低峰 2 个班次的平均票价分别为 8.2 元和 9.6 元, 总利润为 91.5 元。结果表明, 增加预约乘客需求数量可以有效降低平均票价, 符合 DRT 的共享出行特性。若进一步将政府补贴纳入企业收入并转化为对乘客票价的补贴, 则乘客平均支付票价可降至 2~4 元, 在保证运营商利润的同时, 还为乘客提供低成本和多样化的出行选择。

表 2 以早平峰 30 个乘客需求为例展示乘客总体服务情况。从最优品类(含方案数)一栏可以看出, 大部分乘客拥有 1 种以上的选择方案, 最终 30 位乘客中有 27 位乘客选择了 DRT 服务, 其支付票价根据乘客选择的上下车站点类型和出发时间窗类型灵活调整。乘客 10、16 和 24 被拒绝服务, 转用出租车作为替代出行方式。

表 1 三种客流场景下的车辆调度方案

Table 1 Scheduling schemes of three passenger flow scenarios

时段	运行线路	服务 乘客/ 人	行驶 里程/ km	行驶 时间/ min	票价 收入/ 元	运营 成本/ 元	利润/ 元
高峰 1	1—2—14—3—4—16—5—18—21—6—7—24—8—9	10	16.9	38.4	62.6	36.5	26.1
高峰 2	1—10—2—3—15—4—5—18—21—22—6—7—8—9	14	17.3	38.9	107.6	36.7	70.9
高峰 3	1—2—3—15—4—5—6—7—24—26—8—9	11	15.1	33.6	91.1	35.6	55.5
高峰 4	1—12—2—14—3—4—5—18—20—6—7—26—8—9	15	17.2	38.8	103.7	36.7	67.1
总计		50			365.0	145.5	219.6
平峰 1	1—11—10—2—14—3—15—4—5—18—20—21—6—7—24—8—9	14	19.4	45.0	105.1	37.8	67.4
平峰 2	1—10—12—14—2—3—15—4—5—18—21—6—7—24—26—8—9	13	19.6	45.3	107.5	37.9	69.6
总计		27			212.6	75.7	137.0
低峰 1	1—10—2—3—15—4—5—22—6—7—24—8—9	6	16.3	36.5	49.4	36.2	13.2
低峰 2	1—10—11—2—14—3—4—5—18—21—6—7—24—26—8—9	12	17.0	40.5	114.9	36.6	78.3
总计		18			164.3	72.8	91.5

表 3 为改进动态插入算法在不同规模客流场景下的求解效率。在早高峰、早平峰及午低峰 3 种场景下, 选择 DRT 服务的乘客数量分别为 50、27 及

18 人, 其总计算时间分别为 49.1、30.7 及 20.5 s, 对应人均响应时间分别为 0.982、1.137 及 1.139 s。可见, 改进动态插入算法的求解速度较快且稳定,

表2 早平峰的乘客服务情况

Table 2 Passenger service at morning off-peak

乘客 编号	最优 品类 (含方 案数)	最优方案				乘客 编号	最优 品类 (含方 案数)	最优方案			
		上下车 站点	出发 时间窗	乘客 选择	支付 票价/ 元			上下车 站点	出发 时间窗	乘客 选择	支付 票价/ 元
1	5	11, 8	[09:00,09:05]	DRT	12.4	16				出租车	
2	3	10, 9	[09:01,09:06]	DRT	14.3	17	3	1, 9	[09:30,09:35]	DRT	12.8
3	6	10, 20	[09:02,09:07]	DRT	10.9	18	5	10, 21	[09:31,09:36]	DRT	11.8
4	5	14, 24	[09:04,09:14]	DRT	9.6	19	4	12, 26	[09:32,09:37]	DRT	13.1
5	3	2, 24	[09:05,09:10]	DRT	9.3	20	2	14, 26	[09:35,09:40]	DRT	11.1
6	3	3, 21	[09:06,09:16]	DRT	5.1	21	2	2, 18	[09:36,09:46]	DRT	6.5
7	3	14, 18	[09:07,09:17]	DRT	7.8	22	3	14, 7	[09:37,09:42]	DRT	8.4
8	2	15, 18	[09:08,09:18]	DRT	6.2	23	1	3, 6	[09:38,09:48]	DRT	3.0
9	4	15, 8	[09:09,09:19]	DRT	7.4	24				出租车	
10				出租车		25	1	15, 6	[09:41,09:51]	DRT	4.4
11	1	4, 9	[09:11,09:21]	DRT	6.1	26	2	15, 9	[09:43,09:53]	DRT	9.0
12	1	4, 9	[09:12,09:22]	DRT	6.1	27	2	15, 9	[09:45,09:50]	DRT	10.0
13	2	4, 24	[09:14,09:24]	DRT	5.1	28	3	15, 18	[09:47,09:57]	DRT	6.2
14	2	5, 20	[09:19,09:24]	DRT	2.9	29	1	4, 24	[09:50,09:55]	DRT	6.1
15	1	5, 7	[09:20,09:25]	DRT	2.0	30	1	5, 9	[09:53,09:58]	DRT	5.3

在不同规模客流下均能实现对乘客需求的秒级响应；当乘客服务数量增加时，人均响应时间更短，显示出算法在处理大规模客流场景的有效性和应对复杂调度问题的能力；3种不同规模客流对算法求解时间的影响较小，进一步印证算法在多场景下的适应性。

表3 改进动态插入算法求解效率

Table 3 Efficiency of improved dynamic insertion algorithm

时段	客流规模/人	乘客服务数量/人	乘客服务率/%	总计算时间/s	人均响应时间/s
高峰	60	50	83.3	49.1	0.982
平峰	30	27	90.0	30.7	1.137
低峰	20	18	90.0	20.5	1.139

4.3 对比实验

4.3.1 不同定价策略对系统的影响

设计一票制、里程票制和基于服务水平的票制3种不同定价策略，评估其对票价收入、利润及乘客服务率等系统指标的影响，结果如图6。其中，一票制价格为5元；里程票制为1元/km。可见，在一票制和基于服务水平的票制下，乘客服务率基本一致，原因在于一票制下乘客平均支付票价较低，故DRT选择效用较高，乘客服务率提升，但一票

制缺乏公平性，导致运营商利润明显偏低；与此相反，基于服务水平的票制不仅能达到同等程度的乘客服务率，还能显著提升运营商利润水平。在里程票制和基于服务水平的票制下，基于服务水平的票制通过引入个性化服务票价和补偿票价，可以实现根据乘客不同服务水平（即不同站点类型和出发时间窗类型）支付差异化票价，更具公平性，在提升乘客服务率的同时还能使运营商获得更多利润。因此，不论高峰、平峰还是低峰时段，基于服务水平的票制在保障运营商经济效益和乘客服务水平上更具优越性。

4.3.2 不同灵活性的出发时间窗对系统的影响

构建3种场景以评估为乘客提供不同灵活性出发时间窗的效益。场景①：只提供乘客偏好上车时间，此时乘客具有最高的灵活性；场景②：只提供最宽松的出发时间窗，此时运营商具有最高的灵活性；场景③：提供包含多组出发时间窗的品类，此时乘客和运营商均具备一定的灵活性。不同灵活性的出发时间窗对系统的影响计算结果如表4。可见，对于乘客服务，从场景②到场景③，乘客服务率平均提高8.9%，其原因为乘客延迟上车时间减少，使得DRT出行效用和选择概率提高；从场景①到场景③，乘客服务率平均提高29.4%，其原因为时

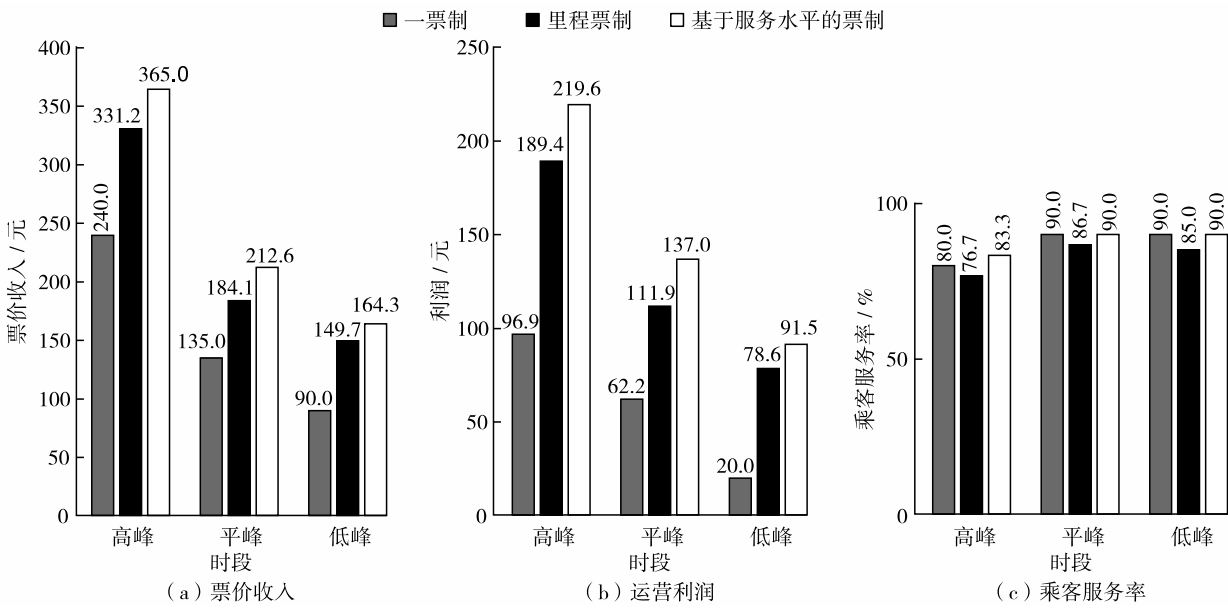


图6 不同定价策略对系统的影响

Fig. 6 The impact of different pricing strategies on (a) fare revenue, (b) operating profits and (c) passenger service rates, with flat pricing (first column), trip-based pricing (second column), and service-level-based pricing (third column).

间窗品类增多使得运营商在规定时间内服务乘客的概率增加。对于运营成本, 场景①、②和③基本持平, 其原因为服务备选站点的乘客需求时绕行距离始终控制在合理范围内, 因此, 产生的行驶成本相差不大。对于平均票价, 从场景②到场景③, 票价平均提高 2.5%, 其原因为运营商提供多种时间窗

品类时, 乘客需为个性化服务支付更高票价; 从场景①到场景③时, 票价平均降低 11.7%, 其原因为延迟上车时间增加使乘客补偿票价有所提升, 从而导致乘客平均票价减少。可见, 在提供包含多组出发时间窗的品类时, 可以提高乘客服务数量, 同时有效降低乘客平均支付票价。

表4 不同灵活性的出发时间窗对系统的影响

Table 4 The impact of departure time window with different flexibility on the system

时段	乘客服务					运营成本					平均票价				
	乘客人数			变化/%		成本值/元			变化/%		票价/元			变化/%	
	①	②	③	②→③	①→③	①	②	③	②→③	①→③	①	②	③	②→③	①→③
高峰	30	48	50	3.3	33.3	148.5	149.4	145.5	-2.6	-2.0	8.4	7.1	7.3	2.8	-13.1
平峰	15	23	27	13.3	40.0	77.4	77.8	75.7	-2.7	-2.2	9.6	7.7	7.9	2.6	-17.7
低峰	15	16	18	10.0	15.0	74.5	74.2	72.8	-1.9	-2.3	9.5	8.9	9.1	2.2	-4.2
均值				8.9	29.4				-2.4	-2.2				2.5	-11.7

4.3.3 不同出行方案对系统的影响

设定两种场景衡量品类优化对系统性能的影响。场景④: 只提供运营商最获益的一种方案, 此时乘客不具备选择权; 场景⑤: 提供具有多种备选方案的品类, 此时乘客具备多样化选择。结果如表 5。可见, 不论是高峰、平峰还是低峰时段, 场景⑤相较于场景④在乘客服务率和利润方面均有显著提升, 同时平均票价有所下降。场景⑤中运营商提供混合服务类型的品类明显增多, 混合站点品类分

别占比 30%、26.7% 和 55%, 混合时间窗品类分别占比 21.7%、16.7% 和 40%, 即乘客从原来的被动接受单一站点类型和时间窗类型的方案, 转换为主动选择具备混合站点类型和时间窗类型的品类。由乘客在所提供品类中选择方案的偏好可见, 选择站点类型Ⅳ和时间窗类型Ⅱ的比例均有所下降, 因此, 乘客选择备选站点的个性化服务票价和延迟上车时间均减少, 最终使 DRT 选择效用增大。因此, 当运营商只提供对自身效益最大的方案时(即场景

表5 不同出行方案对系统的影响

Table 5 The impact of different travel schemes on the system

场景	乘客服务率/%	平均票价/元	利润/元	运营商提供品类占比/%									乘客选择方案占比/%					
				上下车站点					时间窗			拒绝	上下车站点				时间窗	
				I	II	III	IV	混合	I	II	混合		I	II	III	IV	I	II
高 ④	76.7	7.9	191.8	20.0	28.3	8.3	20.0	0	38.3	38.3	0	23.3	26.1	37.0	10.9	26.1	50.0	50.0
峰 ⑤	83.3	7.3	219.6	23.3	16.7	3.3	10.0	30.0	25.0	36.7	21.7	16.7	38.0	26.0	20.0	16.0	56.0	44.0
平 ④	73.3	8.4	107.3	20.0	6.7	16.7	30.0	0	26.7	46.7	0	26.7	27.3	9.1	22.7	40.9	36.4	63.6
峰 ⑤	90.0	7.9	137.0	16.7	13.3	10.0	23.3	26.7	30.0	43.3	16.7	10.0	22.2	22.2	25.9	29.6	51.9	48.1
低 ④	75.0	9.6	65.1	5.0	15.0	15.0	40.0	0	45.0	30.0	0	25.0	6.7	20.0	20.0	53.3	60.0	40.0
峰 ⑤	90.0	9.1	91.5	5.0	20.0	0	10.0	55.0	30.0	20.0	40.0	10.0	11.1	50.0	11.1	27.8	77.8	22.2

④), 将削弱乘客满意度和服务水平, 而通过品类优化(即场景⑤), 运营商能够在提升自身利润的同时更好地满足乘客需求。

4.4 敏感性分析

以早平峰场景为例, 进一步讨论模型中关键参数对系统性能的影响, 结果如图7所示。图7(a)和(b)为不同单位公里票价下系统性能指标的变化。当单位公里票价从0.5元增至2.5元时, 乘客服务率急剧下降40.3%(从87.0%到46.7%), 而利润则

呈现先上升后下降的趋势。原因在于单位公里票价增加将导致乘客支付成本提升, 故乘客选择DRT的效用将减少, 服务率呈现下降趋势; 在单位公里票价增长初期(从0.5元到1.5元), 运营商以流失较少比例的乘客为代价收取更高票价, 即乘客服务率下降13.7%, 但利润增长306.3%, 总体利润呈现边际递减的上升态势, 但随着单位公里票价继续增加(从1.5元到2.5元), 乘客服务率显著下降, 最终导致运营商利润减少。

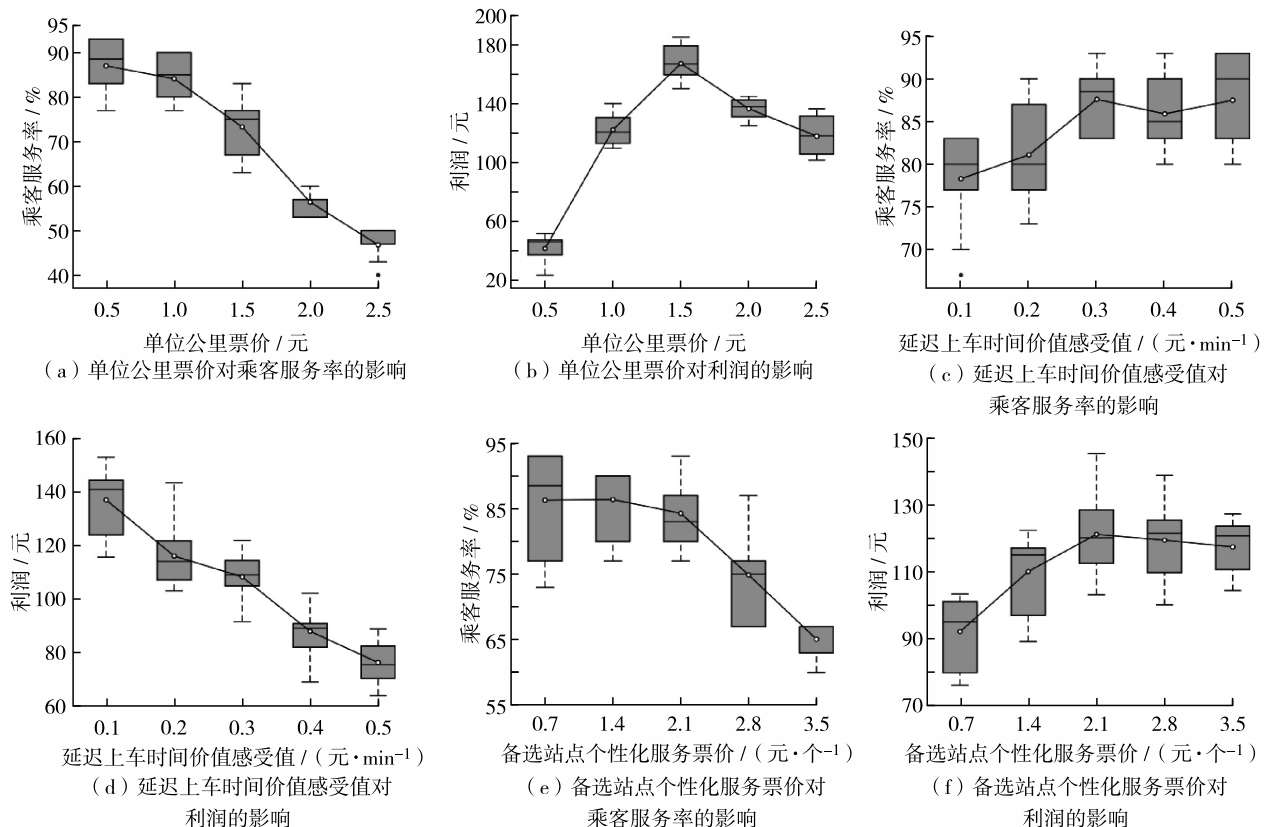


图7 模型参数对系统性能的敏感性分析

Fig. 7 Sensitive analysis of (a) unit kilometer price on service rate and (b) on profit; (c) perceived value of delay boarding time on service rate and (d) on profit; (e) personalized service price at alternative stations on service rate and (f) on profit.

图7(c)和(d)为不同延迟上车时间价值感受值下系统性能指标的变化。当延迟上车时间价值感受值从0.1增加到0.5, 乘客服务率首先呈现上升趋势(从78.3%到87.7%), 而后逐渐稳定并维持在87.7%, 而利润却持续下降44.2%。这表明在合理范围内提高延迟上车时间价值感受值能增强服务吸引力, 但过高的价值感受值将导致利润显著降低; 当延迟上车时间价值感受值设为0.2~0.3时, 既能满足80%以上的乘客需求, 又能获取一定收益。

图7(e)和(f)为不同备选站点个性化服务票价下系统性能指标的变化。可见, 当备选站点个性化服务票价从0.7元增加到2.1元, 乘客服务率变化不明显(从86.3%到84.3%), 但利润增速显著, 提高了31.6%; 当票价从2.1元继续增长至3.5元, 此时乘客服务率急剧下降19.3%(从84.3%到65.0%), 但利润仅小幅下降3.1%, 这表明提高备选站点个性化服务票价在削弱服务吸引力维度体现出边际递增效应。原因在于当备选站点个性化服务票价初步增加时, 对乘客选择DRT的效用影响不明显, 虽然效用值有所下降, 但该效用依然大于退出选择效用, 故乘客服务率仍处于较高水平, 此时对于运营商而言, 单个乘客支付总票价增加且服务乘客数量几乎不变, 故利润呈显著上升趋势; 然而, 当备选站点个性化服务票价继续增加时, 乘客将因支付票价过高退出选择, 导致服务率大幅下降, 此时对于运营商而言, 虽然单个乘客支付票价增加, 但乘客的大量流失导致利润增长趋于平缓甚至出现小幅下滑态势。由以上研究结果可见, 运营商可以根据乘客实际情况, 通过调整以上参数来提高对乘客的重视程度, 从而有效提高乘客服务率并保障运营商利润水平。

结 语

本研究运用多元logit模型描述乘客出行选择行为, 制定基于服务水平的票价策略, 建立考虑品类优化的DRT动态调度模型, 并通过改进动态插入算法求解。算例分析结果表明, 该模型在保障运营商经济效益和提升乘客服务质量方面均具有显著优势, 改进动态插入算法能够实现对乘客需求的秒级响应。从管理角度来看, 运营商可以通过个性化服务(如不同站点和时间窗类型)来更有效地使用现有调度资源, 并赋予乘客多样化的选择。

本研究重点是预约阶段乘客和运营商的动态交互机制, 未来可基于以下方向做进一步研究: ①为解决更大规模算例, 可开发预处理技术减小品类集合规模, 提高动态插入算法的求解效率; ②在图2(a)的 T_2 阶段, 进一步优化动态插入算法, 可设计一种更高效的启发式算法对即将发车的线路进行迭代优化, 提高系统服务效率; ③在图2(a)的 T_3 阶段, 考虑引入动态规划方法响应乘客的实时需求, 进一步发挥动态调度模型的优越性。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52072128)

作者简介: 孙洁(2542778594@qq.com), 华南理工大学硕士研究生。研究方向: 交通运输规划与管理。

引文: 孙洁, 靳文舟, 张永. 考虑乘客出行选择的需求响应公交调度方法[J]. 深圳大学学报理工版, 2025, 42(2): 192-204.

参考文献 / References:

- [1] 郑乐, 高良鹏, 沈金星, 等. 可变线路式公交运行服务能力优化策略[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2021, 53(9): 107-115.
ZHENG Le, GAO Liangpeng, SHEN Jinxing, et al. Operational service capability optimization strategies for flex-route transit service [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2021, 53(9): 107-115. (in Chinese)
- [2] 胡迪, 靳文舟. 基于站点优化的需求响应公交调度研究[J]. 深圳大学学报理工版, 2022, 39(2): 209-215.
HU Di, JIN Wenzhou. Flex-route demand response transit scheduling based on station optimization [J]. Journal of Shenzhen University Science and Engineering, 2022, 39(2): 209-215. (in Chinese)
- [3] LYU Yan, CHOW C Y, LEE V C S, et al. CB-planner: a bus line planning framework for customized bus systems [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2019, 101: 233-253.
- [4] GALARZA MONTENEGRO B D, SÖRENSEN K, VANSTEENWEGEN P. A large neighborhood search algorithm to optimize a demand-responsive feeder service [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2021, 127: 103102.
- [5] 孙倩, 胡大伟, 钱一之, 等. 考虑车辆随机到站时间的动态需求响应型接驳公交线路优化[J]. 交通运输系统工程与信息, 2022, 22(5): 196-204, 292.
SUN Qian, HU Dawei, QIAN Yizhi, et al. Dynamic bus routing optimization for demand-responsive feeder transit

- considering stochastic bus arrival time [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2022, 22(5): 196-204, 292. (in Chinese)
- [6] HUANG Di, GU Yu, WANG Shuaian, et al. A two-phase optimization model for the demand-responsive customized bus network design [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2020, 111: 1-21.
- [7] 汪怡然, 陈景旭, 王岳平, 等. 考虑服务公平性的定制公交动态响应方案[J]. *吉林大学学报工学版*, 2022, 52(11): 2574-2581.
- WANG Yiran, CHEN Jingxu, WANG Yueping, et al. Instant demand-responsive scheme for customized bus considering service fairness [J]. *Journal of Jilin University Engineering and Technology Edition*, 2022, 52(11): 2574-2581. (in Chinese)
- [8] 贺韵竹, 贾鹏, 李海江, 等. 新型需求响应公交发车时刻和票价优化[J]. *系统工程理论与实践*, 2022, 42(4): 1060-1071.
- HE Yunzhu, JIA Peng, LI Haijiang, et al. Optimization of the departure time and fare of new demand responsive transit systems [J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2022, 42(4): 1060-1071. (in Chinese)
- [9] 靳文舟, 杜昊, 巫威眺. 基于 ALNS-TS 算法的半灵活型需求响应公交调度问题[J]. *深圳大学学报理工版*, 2023, 40(4): 425-434.
- JIN Wenzhou, DU Hao, WU Weitiao. Semi-flexible demand responsive transit scheduling based on ALNS-TS algorithm [J]. *Journal of Shenzhen University Science and Engineering*, 2023, 40(4): 425-434. (in Chinese)
- [10] ASPLUND D, PYDDOKE R. Optimal fares and frequencies for bus services in a small city [J]. *Research in Transportation Economics*, 2020, 80: 100796.
- [11] 岳昊, 刘建业, 李崇楠. 引入价格窗的定制公交线路优化研究[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2022, 22(3): 93-103.
- YUE Hao, LIU Jianye, LI Chongnan. Customized bus route optimization with price window [J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2022, 22(3): 93-103. (in Chinese)
- [12] SHARIF A S, VAN DER ZEE J, WAGENVOORT M. Choice-driven service network design for an integrated fixed line and demand responsive mobility system [J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2022, 166: 557-574.
- [13] DONG Xiaotong, CHOW J Y J, WALLER S T, et al. A chance-constrained dial-a-ride problem with utility-maximising demand and multiple pricing structures [J]. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 2022, 158: 102601.
- [14] ZHOU Ze, RONCOLI C, SIPETAS C. Optimal matching for coexisting ride-hailing and ridesharing services considering pricing fairness and user choices [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2023, 156: 104326.
- [15] SHARIF A S, ATASOY B, BEN-AKIVA M E, et al. Choice-driven dial-a-ride problem for demand responsive mobility service [J]. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2022, 161: 128-149.
- [16] ZHENG Yue, LI Wenquan, QIU Feng, et al. The benefits of introducing meeting points into flex-route transit services [J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2019, 106: 98-112.
- [17] FISHER M, VAIDYANATHAN R. A demand estimation procedure for retail assortment optimization with results from implementations [J]. *Management Science*, 2014, 60(10): 2401-2415.
- [18] 刘娟. 可变线路公交票价及其对运营的影响研究[D]. 南京: 东南大学, 2018.
- LIU Juan. Research of fare and its impact on the operation for flex-route transit system [D]. Nanjing: Southeast University, 2018. (in Chinese)

【中文责编: 方圆; 英文责编: 淡紫】



补充材料