

考虑用户行程时间不确定性的 共享汽车调度鲁棒优化研究

刘阳东^{1,2}, 刘海洋³

(1. 上海交通大学 船舶海洋与建筑工程学院, 上海 200240;

2. 深圳市城市交通规划设计研究中心有限公司, 广东 深圳 518021;

3. 同济大学 城市风险管理研究院, 上海 200070)

摘要:单程共享汽车服务模式的快速普及, 导致因用户需求潮汐性引发的车辆在站点间失衡问题日益严峻, 如何更加有效地组织车辆调度是共享汽车运营企业亟需解决的问题。在用户用车需求全部满足的假设前提下, 建立一个共享汽车车辆调度确定性模型, 并应用鲁棒优化理论, 推导出该确定性模型对应的鲁棒对等模型。选取 Evcard 位于上海市嘉定区的 5 个站点作为案例进行分析, 验证了所提模型的有效性。结果表明, 用户行程时间不确定性对系统成本具有重要影响, 随着用户行程时间不确定性波动上界的增大, 系统成本增加明显, 但鲁棒模型所增加的成本远小于确定性模型下风险发生时所造成的损失, 为共享汽车企业制定车辆调度方案和控制运营成本提供了新思路。

关键词:共享汽车; 车辆调度; 鲁棒优化; 用户行程时间不确定性; CPLEX

中图分类号:U491.2 **文献标志码:**A **文章编号:**2095-0373(2021)01-0102-06

0 引言

近年来, 共享汽车这一新兴交通模式, 因其在减少环境污染、缓解道路资源及停车资源紧张、提高城市居民出行机动性等方面的良好表现, 逐渐在全世界范围内的高人口密度城市中兴起和发展。传统的共享汽车运营模式要求用户将车辆归还至借出站点, 即“双程共享汽车服务”(“two-way carsharing service”), 该模式的优点是不会造成共享汽车在各站点间的重新分布, 因而很少需要在站点间调配车辆, 也无需担心归还车辆数超过站点容量, 简化了共享汽车企业运营管理流程, 成本较少。但这一模式也极大地限制了用户的使用自由, 对于全出行链中起讫点不同或需要在行程中途作长时间停留的用户, 该模式不仅会增加用户不必要的出行成本, 而且会因共享汽车闲置而造成资源浪费。因此, 为了更好地服务用户, 共享汽车企业纷纷推出“单程共享汽车服务”(“one-way carsharing service”), 在该模式下, 用户可以将车辆归还至任一站点。此举极大地增加了用户用车的灵活性, 丰富了共享汽车的应用场景, 但同时也促成了车辆在站点间的重新分布, 导致部分站点出现无车可用或有车难还的情况, 需要运营企业在站点间调度车辆以缓解这种供需不平衡的问题。

目前, 国内针对共享汽车站点间调度的研究较少, 国外因共享汽车应用较早, 研究文献相对较多^[1]。Bruglieri et al^[2]针对站点间静态人员调度问题, 建立了一个考虑时间窗的混合整数规划模型, 并提出了一个简单、高效的启发式算法求解模型。Kek et al^[3]利用时空网络模型建立了一个基于混合整数规划的“优化—趋势—仿真”3 阶段决策支持系统, 解决了调度人员在站点间动态调度问题。Nourinejad et al^[4]先研究了有预约情况下的车辆调度问题, 通过将用户还车视作事件(Event), 采用离散事件仿真法对模型进行求解。随后, Nourinejad et al^[5]将模型进一步拓展, 同时考虑车辆调度和人员调度问题, 构建了多层旅

收稿日期: 2019-12-06 责任编辑: 车轩玉 DOI: 10.13319/j.cnki.sjztdxxb.20190209

作者简介: 刘阳东(1993—), 男, 硕士研究生, 研究方向为交通运输管理。E-mail: yangdong_Liu@163.com

©1994-2021 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net
刘阳东, 刘海洋. 考虑用户行程时间不确定性的共享汽车调度鲁棒优化研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2021, 34(1): 102-107.

行商(m-TSP, multi-traveling salesman problem)模型,并通过基于分解算法(decomposition method)的启发式方法求解模型。Xu et al^[6]研究了战略层面的车队规模和租车定价问题,同时整合了运营层面的车辆及人员动态调度问题,建立起非线性、非凸的混合整数规划模型,并通过基于外逼近算法的全局最优法求得模型的最优解或 ϵ -最优解(ϵ -optimal solution),最后通过新加坡案例验证了模型及算法的有效性。上述文献从不同角度研究了共享汽车调度问题,但模型中均假定参数等于某一定值或符合确定的函数关系。然而,实际生活中的不确定因素往往具备偶然性和随机性,其完全信息难以提前获知。因此,有必要研究信息不完全已知的不确定因素影响下的车辆调度问题。

现有文献中研究的共享汽车系统不确定因素主要为起讫点间的用户需求量。Nair et al^[7]建立了包含机会约束的随机整数规划模型,通过分治法(divide and conquer)产生多个 p-有效点,进而将模型划为多组不相容且凸的混合整数规划模型进行求解。Fan^[8-9]建立了多阶段随机整数线性规划模型,采用随机规划等方法进行求解,解决了用户随机性需求影响下车辆动态分配问题。冉伦等^[10]对比了 3 种不同需求特征下(确定、随机和部分不确定)的调度模型,通过在 Matlab 中调用 CVX 并嵌入 mosek 和 gurobi 求解器对模型完成求解;冉伦等^[11]建立了分布式鲁棒优化机会约束车辆调度模型,采用 Ghaoui 方法将模型转化为易求解的混合整数线性规划模型,进而求解。

然而,以上研究均未考虑用户行程时间不确定性对运营企业车辆调度的影响。众所周知,共享汽车站点内的存车状态是企业安排调度方案的决策基础,不同的存车状态可能产生不同的调度方案。而用户行程时间的不确定性(通常表现为还车时间的不确定)导致站点内的存车状态同样具备了不确定性,若对此不加考虑,将导致提前制定的调度方案可能与实际需求不符,影响企业运营成本和用户使用体验。因此,在 Nourinejad et al^[4-5]的研究基础上,将共享汽车用户行程的时间不确定性纳入模型,对模型进行改进,建立了鲁棒优化调度模型,并通过算例对模型进行验证。最后,对共享汽车企业的运营调度提出建议。

1 问题描述与建模

1.1 问题描述及假设

在共享汽车运营调度中,当运营企业获悉用户的用车需求信息(如起始站点、终到站点、行程时间)后,可以据此安排站点内的备车数量以及站点间的车辆调度计划。而用户行程时间的不确定性对站点备车和车辆调度均有影响,例如,用户 1 预计在 9:00 抵达站点 A,用户 2 预期在 9:05 从站点 A 出发,且站点 A 在时间段 9:00~9:05 没有闲置存车,若用户 1 如期抵达站点,则用户 2 可驾乘用户 1 的归还车辆以满足需求,但若用户 1 未能如期抵达站点 A 时,则需另外从其他站点调度车辆至站点 A 来满足用户 2 的用车需求。因此,在规划调度方案时,若不将用户行程时间的不确定性纳入考虑范畴,则可能导致提前预定车辆的用户在出发时刻无车可用,长此以往,将对公司的市场信誉造成较大的负面影响。基于此,在已有文献的研究基础上,进一步将用户行程时间不确定性加入模型进行改进,建立了以运营企业成本为目标函数、以站点间车辆调度策略为决策变量的鲁棒优化模型。

相关假设:①用户均能按时从起点站点出发,行程时间的不确定性可以用终到站点时刻的波动进行表征;②所有用户的行程时间不确定性符合同样特征(同质性);③用户需求均得到满足。

1.2 参数与变量

相关参数: $U = \{u_0, u_1, u_2, \dots, u_r\}$ 为共享汽车用户集合,其中, u_0 为假想用户,假设系统内所有车辆都从 u_0 处流出; n 为系统内车辆数; δ 为目标函数中单车辆的权重; β 为单位调度时间的权重; N_i 为用户 i 的行程终点车站; M_j 为用户 j 的行程起点车站; D_j 为用户 j 的行程起始时刻; A_i 为用户 i 的预计行程终点时刻; \tilde{A}_i 为用户 i 的实际行程终点时刻; $tr(a, b)$ 为站点 a 和站点 b 之间的行程时间; ϵ 为不确定性表征系数,用以刻画用户行程时间波动上限。

决策变量: x_{ij} 为调度指示变量,若 $x_{ij} = 1$,表示一辆共享汽车从用户 i 的行程终点站调度至用户 j 的行程起点车站,否则为 0。

1.3 确定性调度模型

基于 Nourinejad et al^[4-5]的研究,构建确定性共享汽车调度优化模型(DRM, Deterministic Relocation Model)如下

$$\min Z = \delta C_{veh} + \beta \sum_i \sum_j x_{ij} tr(N_i, M_j) \quad (1)$$

$$\sum_{i \in \{u_0, u_1, u_2, \dots, u_p\}} x_{ij} = 1, \quad \forall j \in U \quad (2)$$

$$\sum_{i \in \{u_0, u_1, u_2, \dots, u_p\}} x_{ij} = \sum_{i \in \{u_0, u_1, u_2, \dots, u_p\}} x_{ji}, \quad \forall j \in U \quad (3)$$

$$x_{ij} (D_j - tr(N_i, M_j) - A_i) \geq 0, \quad \forall i, j \in U \quad (4)$$

$$\sum_{i \in \{u_0, u_1, u_2, \dots, u_p\}} x_{0j} = C_{veh}, \quad \forall j \in U \quad (5)$$

$$x_{ij} = \{0, 1\}, \quad \forall i, j \in U \quad (6)$$

其中,式(1)为目标函数,其主要目标是系统成本最小化,包括车辆使用成本和车辆调度成本;式(2)保证了每个用户的用车需求都能得到满足;式(3)为流量守恒公式;式(4)保证了调度方案的可行性,当 $x_{ij} = 1$ 时,调度任务能够在用户 j 出发前完成;式(5)表示使用的车辆总数;式(6)表示 x_{ij} 为 0-1 整数变量。

1.4 基于用户行程时间不确定性的鲁棒优化调度模型

用户在行程中可能受到道路拥堵、红灯过多、对终到站点位置不清晰等主客观情况干扰,导致行程时间出现变化:早于或迟于预计终到时刻,使得实际终到时刻相对预计终到时刻表现出一定波动性。假设终到时刻的波动为不确定的随机变量,其概率分布信息不完全已知,但已知其波动上下界。即

$$\left(\frac{\tilde{A}_i - A_i}{A_i - D_i} \right) = \varepsilon \tilde{\mu} \quad (7)$$

式中, \tilde{A}_i 、 A_i 和 $(A_i - D_i)$ 分别为任一用户 i 的实际终到时刻、预计终到时刻和预计行程时间; ε 为不确定波动上界; $\tilde{\mu}$ 为在区间 $[-1, 1]$ 上对称分布的随机变量,其数学期望 $E(\tilde{\mu}) = 0$ 。

因随机变量只存在于确定性模型的式(4)中,则在鲁棒优化模型中可将式(4)改写为

$$\max_{\left\{ \tilde{A}_i \left(\frac{\tilde{A}_i - A_i}{A_i - D_i} \right) = \varepsilon \tilde{\mu} \right\}} x_{ij} (D_j - tr(N_i, M_j) - \tilde{A}_i) \geq 0, \quad \forall i, j \in U \quad (8)$$

它等价于

$$x_{ij} [D_j - tr(N_i, M_j) - (A_i + \varepsilon(A_i - D_i))] \geq 0, \quad \forall i, j \in U \quad (9)$$

因此,基于用户行程时间不确定性的鲁棒优化调度模型(RRM, Robust Relocation Model)的组成主要包括:目标函数式(1),约束条件式(2)、式(3)、式(9)、式(5)、式(6)。

2 案例分析

2.1 案例概况

案例数据主要包括站点网络数据和用户需求数据 2 部分。选取文献[1]中公开的位于上海市嘉定区的 5 个“Evcad”共享汽车站点信息作为站点网络数据(如表 1 所示),其中,站点 0 为添加的虚拟站点,假设系统内的共享汽车车辆都由该虚拟站点发出,其他各站点与虚拟站点间的距离均为 0,并且,为计算方便,模型中涉及到的站点间行程时间直接采用表 1 中的数值,不再做路程—时间之间的进一步转换(如:表 1 中的数值 10 在模型中代表 10 个单位时间);用户需求数据因较难获取,参考文献[4]、文献[5]中的处理方式,通过随机产生每位用户的起始站点(M_i)、终到站点(N_i)和出发时刻(D_i)等数据,用户终到时刻以出发时刻加上站点间平均行程时间获得($A_i = D_i + tr(M_i, N_i)$),产生的用户需求信息如表 2 所示;考虑到实际生活中,共享汽车站点间车辆失衡情况主要发生在早晚高峰期,针对此,将研究时长取为 2 h,以 2 min 为 1 个单位时间,共划分为 60 个单位时间,假设用户用车和调度任务均在该 2 h 内完成;参数 δ 和 β 分别取为 200 和 10。

表 1 共享汽车站点间距离^[1]

| 站点 | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |
|----|---|----|----|----|---|----|
| 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 1 | 0 | 0 | 2 | 10 | 8 | 3 |
| 2 | 0 | 2 | 0 | 10 | 9 | 3 |
| 3 | 0 | 10 | 10 | 0 | 3 | 12 |
| 4 | 0 | 8 | 9 | 3 | 0 | 6 |
| 5 | 0 | 3 | 3 | 12 | 6 | 0 |

表 2 用户需求信息

| 用户 | M_i | N_i | D_i | A_i | 用户 | M_i | N_i | D_i | A_i |
|-------|-------|-------|-------|-------|----------|-------|-------|-------|-------|
| u_0 | 0 | 0 | 0 | 0 | u_{10} | 2 | 3 | 38 | 48 |
| u_1 | 5 | 3 | 5 | 17 | u_{11} | 4 | 1 | 27 | 35 |
| u_2 | 5 | 3 | 26 | 38 | u_{12} | 2 | 5 | 53 | 56 |
| u_3 | 3 | 1 | 48 | 58 | u_{13} | 3 | 2 | 14 | 24 |
| u_4 | 4 | 5 | 8 | 14 | u_{14} | 5 | 3 | 28 | 40 |
| u_5 | 5 | 2 | 8 | 11 | u_{15} | 1 | 2 | 50 | 52 |
| u_6 | 4 | 2 | 29 | 38 | u_{16} | 3 | 4 | 2 | 5 |
| u_7 | 3 | 5 | 43 | 55 | u_{17} | 1 | 3 | 1 | 11 |
| u_8 | 1 | 4 | 18 | 26 | u_{18} | 5 | 3 | 35 | 47 |
| u_9 | 2 | 3 | 24 | 34 | u_{19} | 4 | 1 | 24 | 32 |

2.2 结果分析

调度模型通过在 Visual Studio 2015 操作平台使用 C++ 编程并嵌入 CPLEX12.6 进行求解,计算机为 64 位操作系统,处理器为 Intel(R) Core(TM) i7-8550U CPU @ 1.80 GHz,安装内存为 2 GHz。

图 1 展示了确定性模型和鲁棒模型在不同的用户出行时间不确定性上限下(ϵ)最坏情况发生时的系统成本变化情况。可看出:

(1) 用户出行时间不确定性对于系统成本变化具有重要影响。根据图中曲线走向趋势,在整体上,最坏情况发生时系统成本随用户出行时间不确定性的增大而增大。

(2) 鲁棒模型在最坏情况发生时的系统成本增长幅度远小于确定性模型。当用户出行时间不确定性表征系数 ϵ 从 0.1 增长到 1.0 时,确定性模型最坏情况下的系统成本从 1 850 元增长到 3 000 元,增长幅度达 62.2%,而鲁棒模型从 1 280 元增长到 2 030 元,增长幅度仅为 58.6%,这在一定程度上表明,鲁棒模型在应对用户出行时间不确定性风险时更具成本节约的特点。

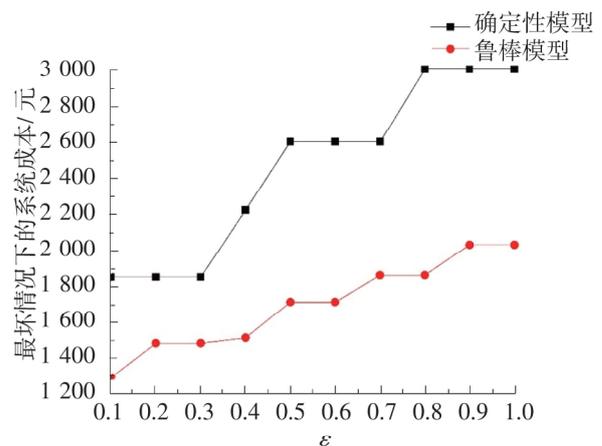


图 1 最坏情况下的系统成本随用户出行时间不确定性变化而变化的情况

(C) 确定性模型系统成本变化呈现出“跃迁式”特点,而鲁棒模型成本变化则相对平缓。确定性模型.net

因只针对某一特定情况制定对应的调度方案,调度方案本身缺乏灵活性,在文中,当用户出行时间不确定性最坏情况发生时,确定性模型下的调度方案只会出现 2 种情况:①原调度方案仍能满足最坏情况下的用户需求,系统成本不变化;②因受公式(4)严格限制,导致部分用户需求难以通过原调度方案中在站点间调配车辆来满足,而需额外在站点内增加备车数量,考虑到系统成本结构中备车成本的权重远大于调度车辆成本的权重,此时,系统成本增长较为明显。因此,确定性模型的成本变化表现为“跃迁式”。鲁棒模型因可提前预判风险,减少了车站内的总备车数量,同时增强了系统应对风险的鲁棒性,使得用户需求尽可能地通过在站点间调度车辆而非额外在站点内增加备车来满足,因此,其成本增长表现得更为平缓。

图 2 展示了鲁棒模型中系统成本随参数 ε 变化的敏感性分析。由图 2 可见,随着 ε 的增大,系统成本逐渐递增,其中,当 ε 从 0 增长到 0.8 以及从 1.4 增长到 1.8 的过程中,系统成本增长相对较快,分别从 1 280 元上涨到 2 030 元和从 2 030 元上涨到 2 400 元,而当 ε 在 0.8~1.4 之间时,系统成本则基本保持不变,维持在 2 030 元左右。

为了评估鲁棒模型中成本增长带来的鲁棒性增强的“性价比”,定义参数 $\rho: \rho = \varepsilon / \left(\frac{RC - DC}{DC} \right)$ 。其中, RC 为鲁棒模型的最优成本;DC 为确定性模型的成本。根据图 3 曲线,当 $\varepsilon = 0.4$ 时, ρ 为峰值,即系统单位成本增长所增强的系统鲁棒性最大。若考虑在实际生活中,60% 以上的单程共享汽车用户用车时长在 1 h 以内^[12],则建议共享汽车企业应尽量引导用户将延误(早到)时长控制在 24 min 以内(即 $\varepsilon = 0.4$),此时,系统一方面具有较强的鲁棒性,能够缓冲 60% 以上用户可能出现的不确定性风险,另一方面,系统单位成本增长的效率最高,不会造成过多的资源浪费。

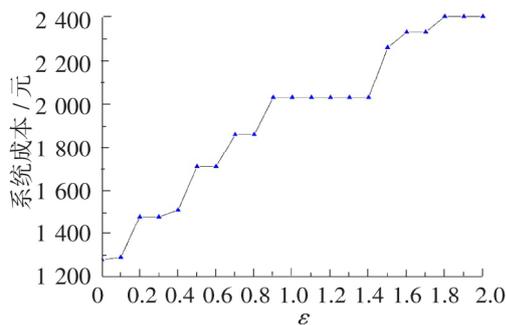


图 2 鲁棒模型中参数 ε 的敏感性分析

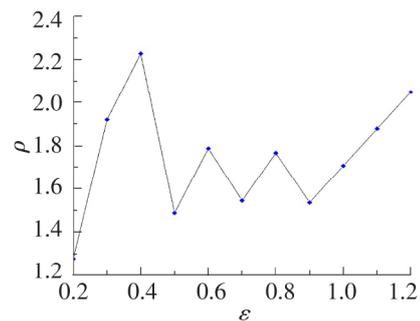


图 3 鲁棒模型中参数 ρ 随 ε 变化而变化的情况

综合以上分析,建议共享汽车企业结合运营数据,掌握用户群体的行程延误时长分布特征,以确定适合的 ε 取值,从而更加灵活有效地制定系统车辆调度方案,在增强系统抵抗不确定性风险能力的同时,增强系统控制成本的能力。

3 结论

在确定性共享汽车车辆调度模型基础上,创新性地考虑了用户行程时间不确定性对共享汽车企业车辆调度的影响,案例分析结果为共享汽车企业的实际调度和成本控制提供了新思路。但为了研究方便,设定了严格的假设条件以简化模型,未考虑调度人员在调度过程中行程时间不确定性对系统的影响,也未考虑调度人员因在站点间调度车辆而产生的分布不均衡问题,对于电动汽车的“里程焦虑”(“range anxiety”)问题也未加讨论。未来可对这些问题做进一步研究。

参 考 文 献

- [1]王宁,张文剑,刘向,等. 电动汽车共享站点间车辆人工调度策略[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2018, 46(8): 1064-1071.
- [2]Bruglieri M, Colorni A, Alessandro L. The relocation problem for the one-way electric vehicle sharing[J]. Networks, 2014, 64(4): 292-305.
- [3]Kek A G H, Cheu R L, Meng Q, et al. A decision support system for vehicle relocation operations in carsharing sys-

- tems[J]. *Transportation Research Part E(Logistics and Transportation Review)*, 2008, 45(1):149-158.
- [4]Nourinejad M, Roorda M J. A dynamic carsharing decision support system[J]. *Transportation Research Part E(Logistics and Transportation Review)*, 2014, 66:36-50.
- [5]Nourinejad M, Zhu S, Bahrami S, et al. Vehicle relocation and staff rebalancing in one-way carsharing systems[J]. *Transportation Research Part E(Logistics and Transportation Review)*, 2015, 81(7):98-113.
- [6]Xu M, Meng Q, Liu Z. Electric vehicle fleet size and trip pricing for one-way carsharing services considering vehicle relocation and personnel assignment[J]. *Transportation Research Part B Methodological*, 2018, 111:60-82.
- [7]Nair R, Miller-hooks E. Fleet management for vehicle sharing operations[J]. *Transportation Science*, 2011, 45(4):524-540.
- [8]Fan W. Management of dynamic vehicle allocation for carsharing systems; stochastic programming approach[J]. *Transportation Research Record(Journal of the Transportation Research Board)*, 2013, 2359(1):51-58.
- [9]Fan W. Optimizing strategic allocation of vehicles for one-way car-sharing systems under demand uncertainty[J]. *Journal of the Transportation Research Forum*, 2014, 53(3):7-20.
- [10]冉伦, 吴东来, 焦子豪, 等. 部分需求信息下分布式鲁棒车辆配置优化[J]. *管理评论*, 2017(12):187-196.
- [11]冉伦, 吴东来, 焦子豪, 等. 不确定需求下基于分布式鲁棒机会约束的车辆调度问题研究[J]. *系统工程理论与实践*, 2018, 38(7):1792-1801.
- [12]陈小鸿, 成嘉琪, 叶建红, 等. 共享汽车用户及出行时空特征分析[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2018, 46(6):796-803, 841.

Robust Optimization of Carsharing Vehicle Relocation Considering User Travel Time Uncertainty

Liu Yangdong^{1,2}, Liu Haiyang³

- (1. School of Naval Architecture, Ocean & Civil Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. Shenzhen Urban Transport Planning Center Co. Ltd., Shenzhen 518021, China;
3. Institute for Urban Risk Management, Tongji University, Shanghai 200070, China)

Abstract: The rapid popularization of the one-way car sharing service model has led to an increasingly serious problem of vehicle imbalances between sites caused by the tidal nature of users' needs, and how to organize vehicle scheduling more effectively is a problem that carsharing companies need to solve urgently. Under the premise that the users' needs are fully satisfied, a deterministic model of carsharing relocation was established, and robust optimization theory was applied to derive the robust equivalent equations corresponding to the deterministic model. Five "Evcad" sites in Jiading District, Shanghai, were selected as case study to test and verify the effectiveness of the proposed models. The results show that the users' travel time uncertainty has an important impact on the system cost, as the upper volatility of the users' travel time increases, the system cost increases significantly, but the cost of the robust model is much less than the loss caused by the deterministic one. The results provide a new idea for car-sharing companies to formulate vehicle schedules and control operation costs.

Key words: carsharing; vehicle relocation; robust optimization; user travel time uncertainty; CPLEX